École d’été virtuelle Climate Change AI

Introduction à l’IA

Tejumade Afonja

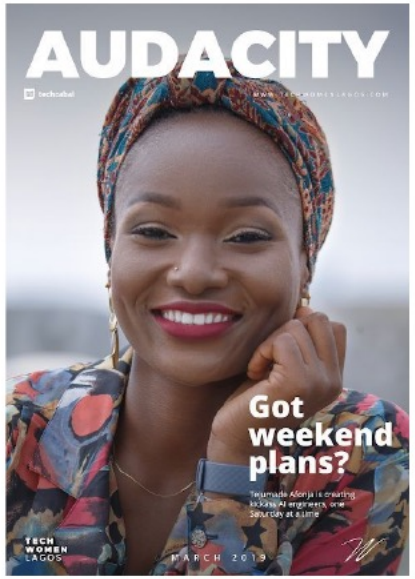
Diapositives adaptées de l’atelier pilote de l’AI Climate Institute

23 juillet 2026

Avertissement

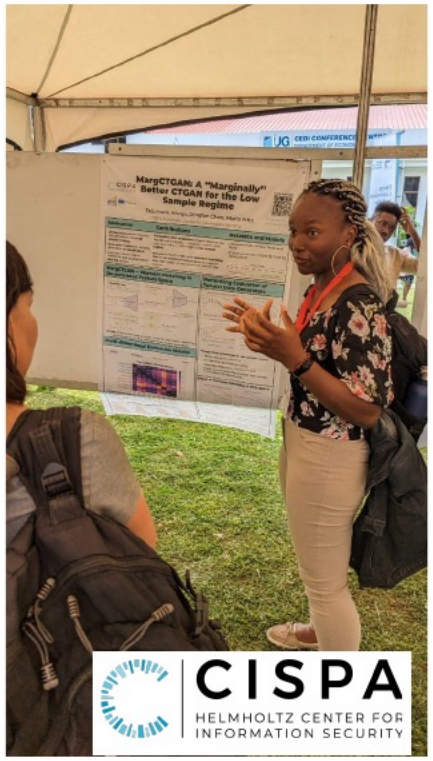
- Ces diapositives sont adaptées de l'atelier pilote de l'AI Climate Institute (Pilot Workshop).
- Je les ai légèrement modifiées pour y inclure des exercices en classe et du contenu supplémentaire sur l'algorithme de régression linéaire.
- Je trouve le diaporama d'origine excellent et j'ai choisi d'en reprendre le contenu. Merci de toujours citer les diapositives d'origine.
- Je suis chercheuse en apprentissage automatique, mais pas (encore) en climat : la plupart des exemples liés au climat ne relèvent pas de mon expertise, contrairement aux fondamentaux de l'AA.

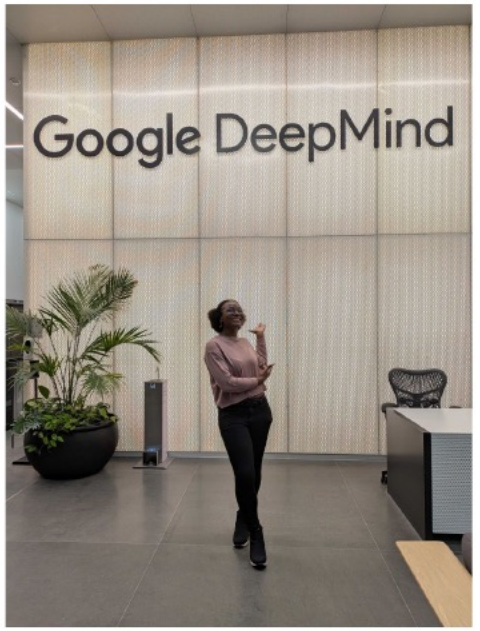
À propos de moi









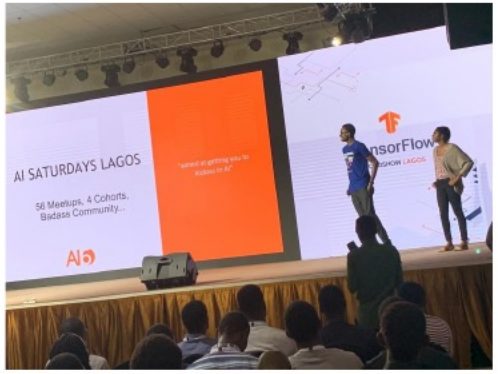












- Enseignante et chercheuse
  - Cofondatrice, TRI AI & AI Saturdays Lagos (devenu TRI AI Saturdays)
  - Doctorante, CISPA Helmholtz Center for Information Security
- Présidente générale, Deep Learning Indaba 2025 ; ancienne étudiante-chercheuse, Google DeepMind ; boursière DSSG 2022

Site web : tri-ai.org

Plan du cours

Qu’est-ce que l’apprentissage automatique ?

Types d’apprentissage automatique

Données

Comprendre l’algorithme de régression linéaire

Questions-réponses

Plan du cours

Qu’est-ce que l’apprentissage automatique ?

Types d’apprentissage automatique

Données

Comprendre l’algorithme de régression linéaire

Questions-réponses

L’AA vs d’autres approches

Forces et limites

Qu’est-ce que l’IA ?

Intelligence artificielle (IA) : tout algorithme qui permet à une machine d’accomplir une tâche complexe (p. ex. des tâches associées à l’intelligence humaine)

L’IA désigne le développement de systèmes informatiques capables d’imiter l’intelligence humaine. Ces systèmes peuvent accomplir des tâches qui exigent normalement des capacités cognitives humaines, comme résoudre des problèmes, apprendre à partir de données et prendre des décisions.

https://runsystem.net/en/news/learn-about-ai-terminology-2024-ani-agi-and-asi

Qu’est-ce que l’IA ?

Intelligence artificielle (IA) : tout algorithme qui permet à une machine d’accomplir une tâche complexe (p. ex. des tâches associées à l’intelligence humaine)

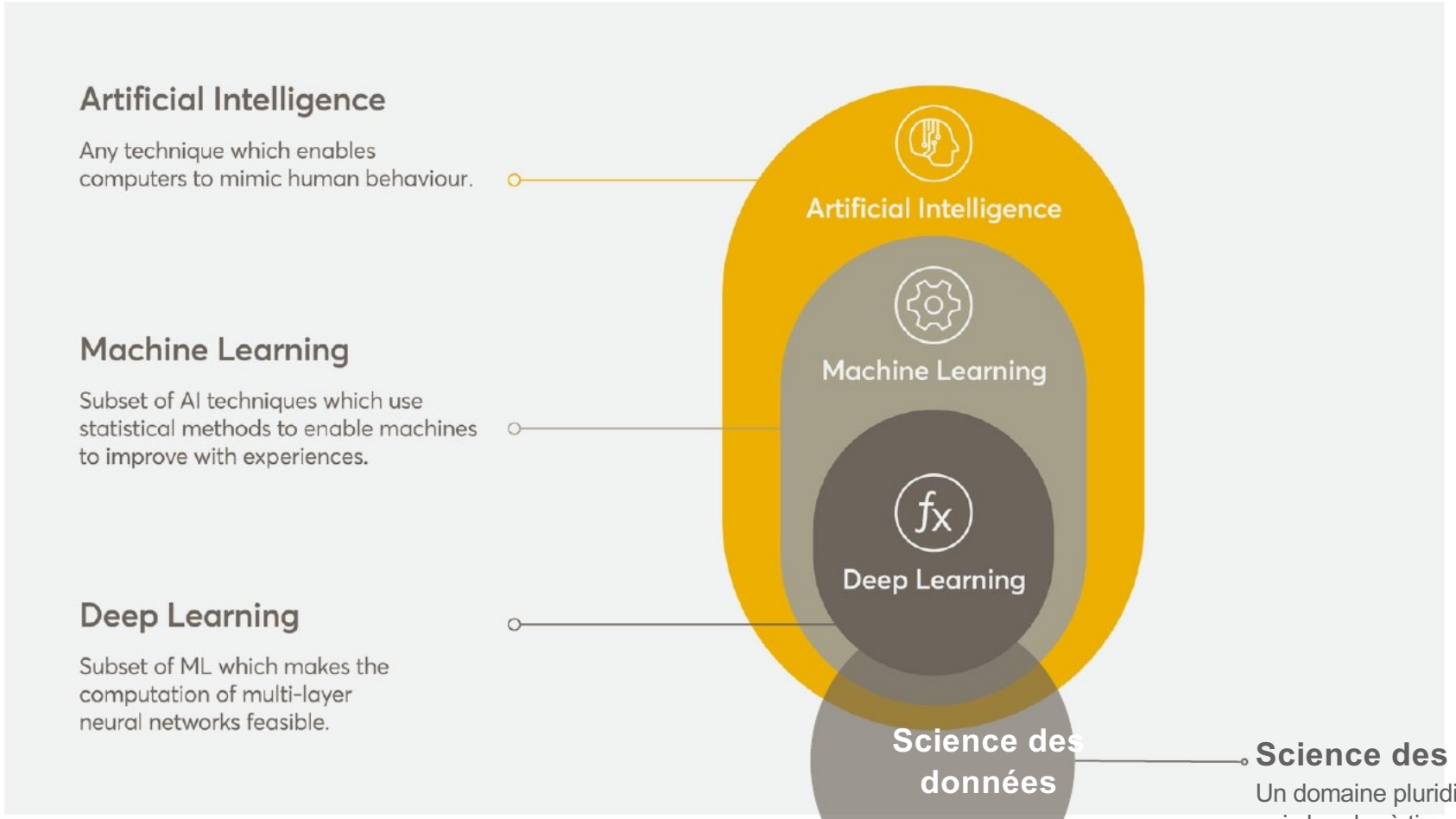
Systèmes à base de règles : techniques qui raisonnent automatiquement sur un ensemble explicite de règles



Apprentissage automatique (AA) : techniques qui extraient automatiquement des motifs à partir de données



Extraire automatiquement des motifs à partir des données



https://en.idei.club/27516-iot-artificial-intelligence.html

Exercice : systèmes à base de règles



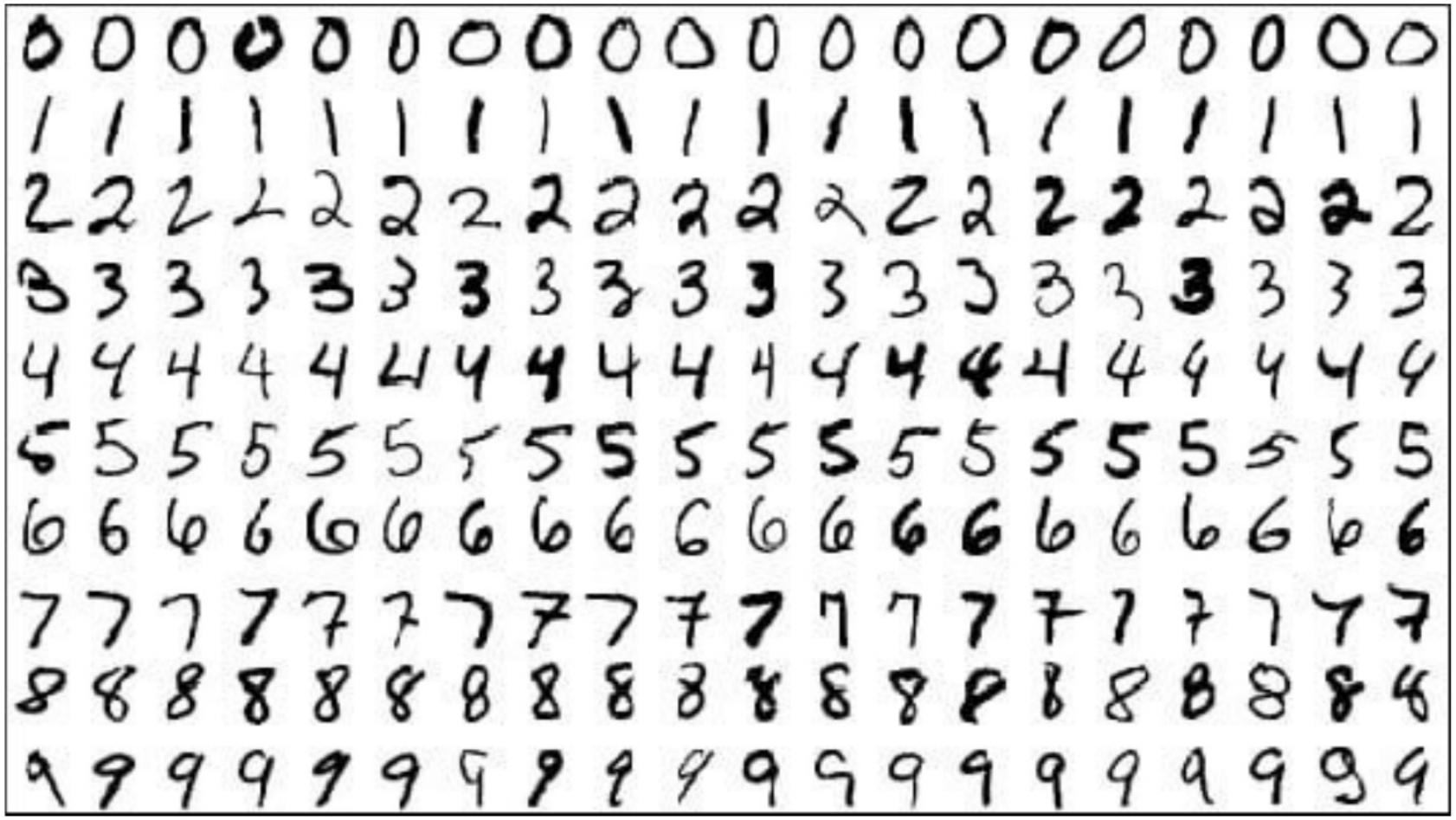
Écrivez un programme simple pour reconnaître le chiffre 9 dans une image

Exercice : systèmes à base de règles



votre programme marche-t-il ? Sinon, pensez à le modifier

Apprentissage automatique : apprendre des motifs généraux à partir des données



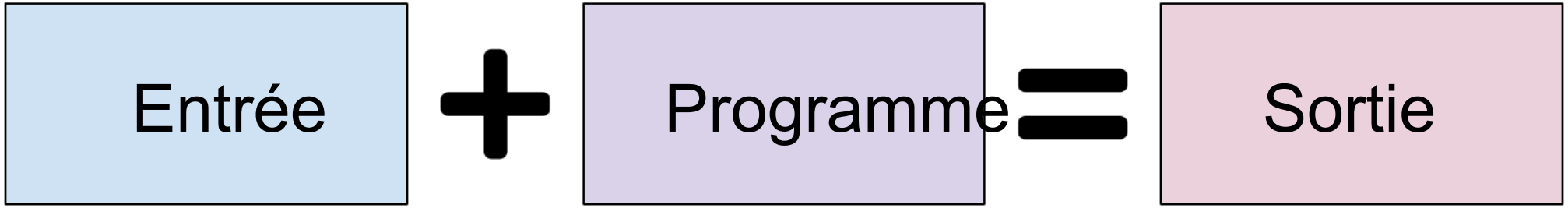
Qu’est-ce que l’apprentissage automatique (AA) ?

« L’apprentissage automatique est un domaine d’étude qui donne aux ordinateurs la capacité d’apprendre sans être explicitement programmés »

— Arthur Samuel (1959)

Programmation traditionnelle vs AA

Programmation traditionnelle



Apprentissage automatique (AA)



Quelques forces et limites de l'AA

FORCES

- Exploiter les motifs dans les données
- Exécuter des tâches à grande échelle
- Optimiser des systèmes complexes
- Capacité à fonctionner « en continu »
- Combiner des entrées hétérogènes
- S'intégrer à d'autres méthodes

LIMITES

- Un outil, pas adapté à toutes les tâches
- Peut se tromper (avec excès de confiance)
- Peut être gourmand en données et/ou en calcul
- « Données erronées, résultats erronés »
- Hérite des biais des données/de la conception/de l'usage
- Suppose que les règles/motifs sont persistants

Quand utiliser l'AA ?

- Pas toujours : tous les problèmes ne peuvent ni ne doivent être résolus par l'apprentissage automatique !
  - Utiliser l'AA quand il est plus pertinent de déduire les règles à partir d'exemples que de les écrire
- Quand vous avez des données qui « correspondent » à la tâche
  - Résolution, couverture, échantillon représentatif d'une distribution adaptés, etc.
- Quand des estimations sont utiles et que les erreurs sont acceptables
  - « Tous les modèles sont faux, certains sont utiles » – George Box
- Quand c'est une solution rentable
  - Les coûts incluent (i) la création et le traitement du jeu de données et (ii) le développement, le déploiement et la maintenance du modèle

Apprentissage automatique

Apprentissage automatique (AA) : extraire automatiquement des motifs des données

MODÈLES

Réseaux de neurones (apprentissage profond)
Machines à vecteurs de support
Arbres de décision
Modèles bayésiens
…

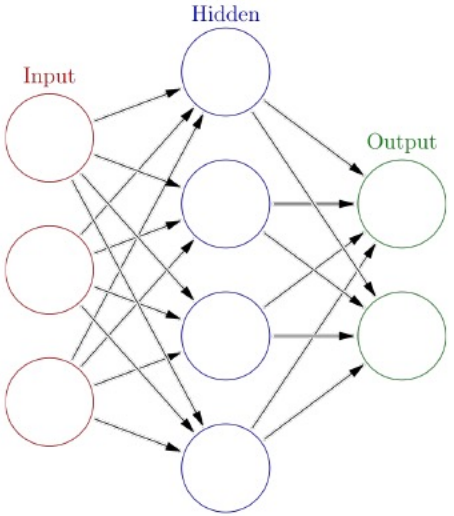
TYPES DE DONNÉES / CAS D'USAGE

Vision par ordinateur
Traitement automatique des langues
Robotique
Traitement du signal
…

PARADIGMES

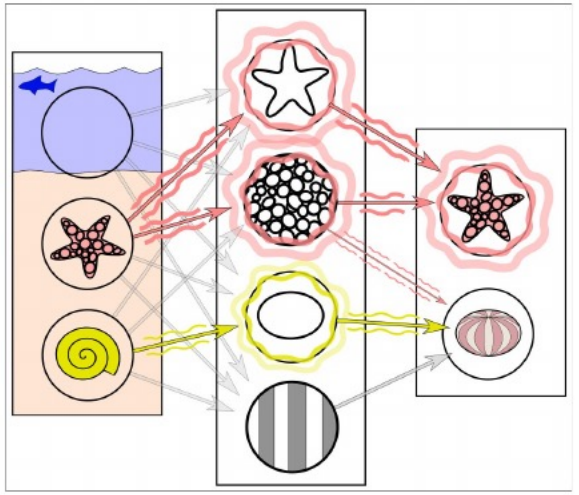
Modèles génératifs vs discriminatifs
Informés par la physique et robustes
Interprétables
Modèles spécialisés vs polyvalents
…

Qu’est-ce qu’un modèle d’AA ?



Le modèle se compose de paramètres et d’une structure qui, ensemble, transforment des entrées en sorties

La partie « apprentissage » signifie que ces paramètres sont ajustés par l’entraînement pour produire un « modèle appris » capable d’accomplir une tâche



Grands vs petits modèles

- **Large éventail de modèles en nombre de paramètres**
- Les petits modèles tournent en quelques secondes sur la plupart des ordinateurs portables
- Les grands modèles peuvent nécessiter un serveur (p. ex. un GPU puissant pendant une demi-journée)
- Les très grands modèles peuvent nécessiter 10 000+ GPU pendant plusieurs mois

```
from sklearn . datasets import load_iris
from sklearn . ensemble import RandomForestClassifier

# Charger les données
X , y = load_iris ( return_X_y = True )

# Créer, entraîner et prédire
model = RandomForestClassifier ()
model . fit ( X , y )

predictions = model . predict ( X [: 5 ])
print ( predictions )
```

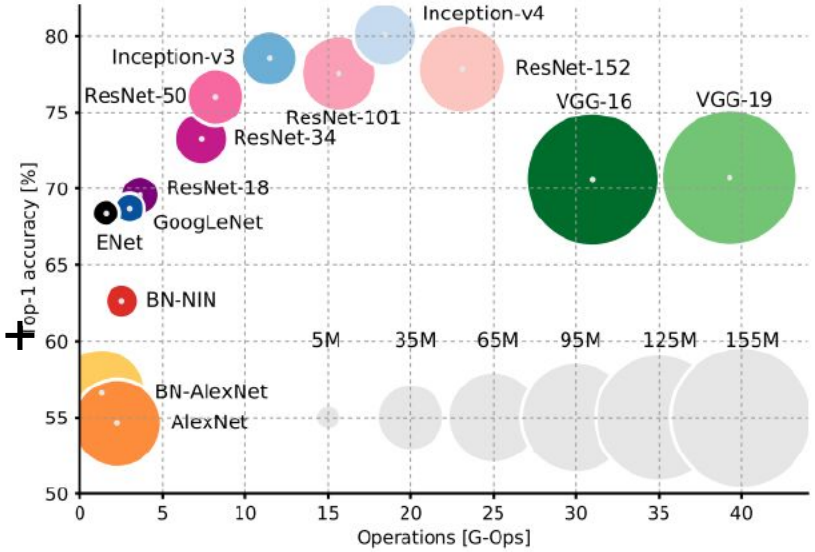


Image: https://arxiv.org/pdf/1605.07678

Modèles spécialisés vs polyvalents

Modèle spécialisé



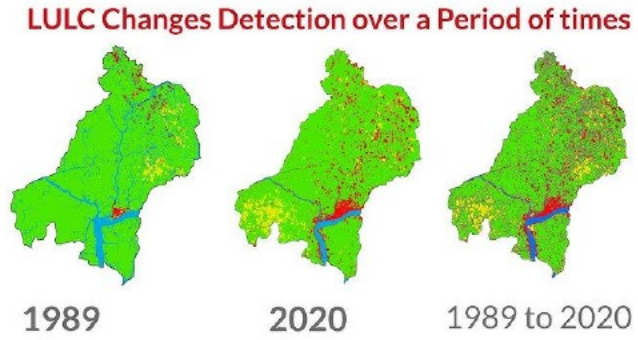
- Entraîné pour une seule tâche
- Souvent entraîné sur une seule modalité de données
- Exemple : segmentation par type d'usage des sols sur images satellitaires

Modèles polyvalents



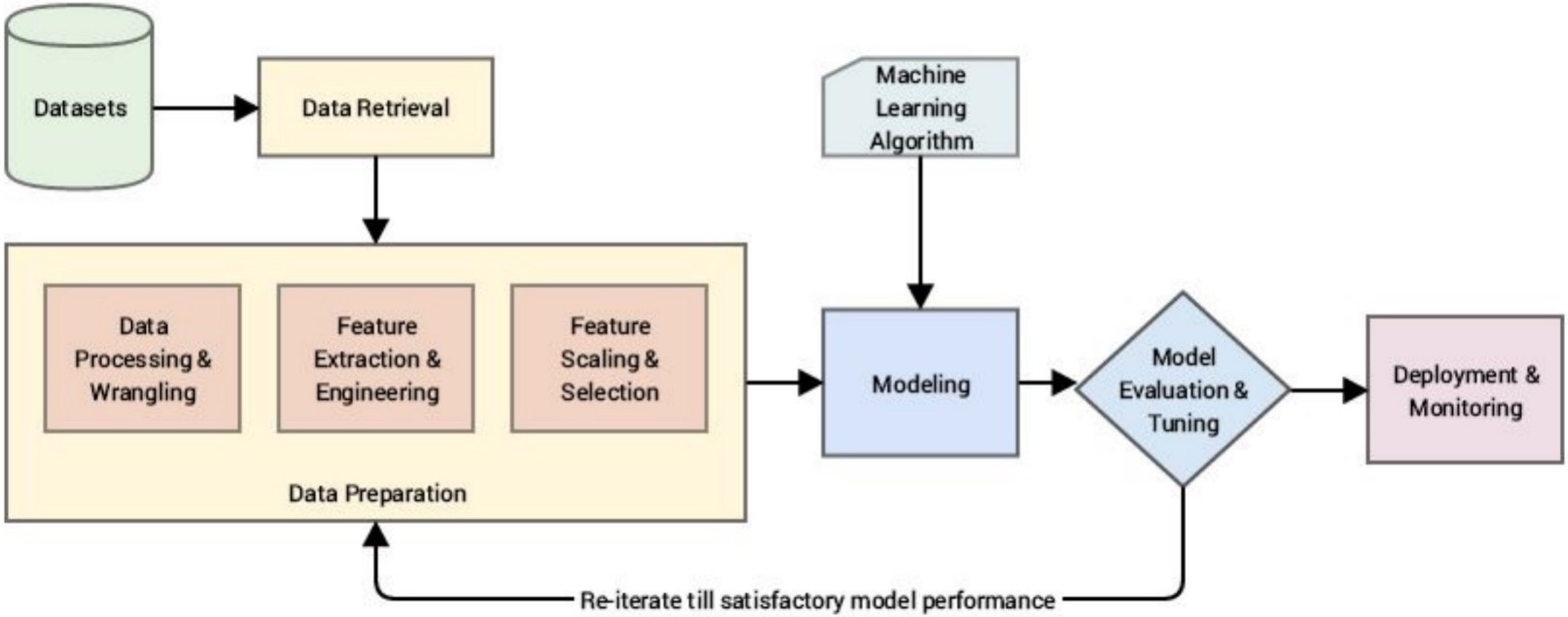
+

- Vise à traiter de nombreux types de tâches dans des domaines variés
- Entraîné sur des données larges et diverses
- Exemple : modèles de fondation géospatiaux pour la segmentation par usage des sols, la détection des changements d'usage, etc.



+ ...

L’AA en pratique



Practical Machine Learning with Python. Bali, Sarkar, and Sharma.

Développement → entraînement → inférence

Développement

Mettre en place la chaîne de données

Décider comment évaluer les performances du modèle

Tester différents algorithmes et hyperparamètres

Choisir le modèle utilisé pour l'entraînement final

Entraînement

« Ajuster » les paramètres du modèle à la tâche

Choisir des données d'entraînement représentatives du contexte d'inférence

De quelques minutes à plusieurs mois

À refaire si la distribution des données évolue

Inférence

Produire des prédictions sur des entrées « inédites »

Utilise les paramètres « figés » issus de l'entraînement

Suppose que les entrées « inédites » ont une distribution proche des données d'entraînement

Généralement bien plus rapide que l'entraînement (millisecondes à secondes)

Exercice : flux de développement en AA

Selon vous, laquelle de ces étapes prend le plus de temps dans un vrai projet ?

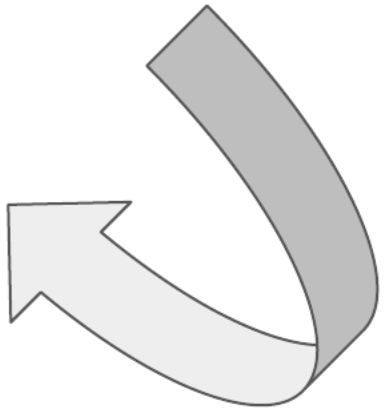
Développement

Mettre en place la chaîne de données

Décider comment évaluer les performances du modèle

Tester différents algorithmes et hyperparamètres

Choisir le modèle utilisé pour l'entraînement final



https://partici.fi/53603205

Plan du cours

Qu’est-ce que l’apprentissage automatique ?

Types d’apprentissage automatique

Données

Comprendre l’algorithme de régression linéaire

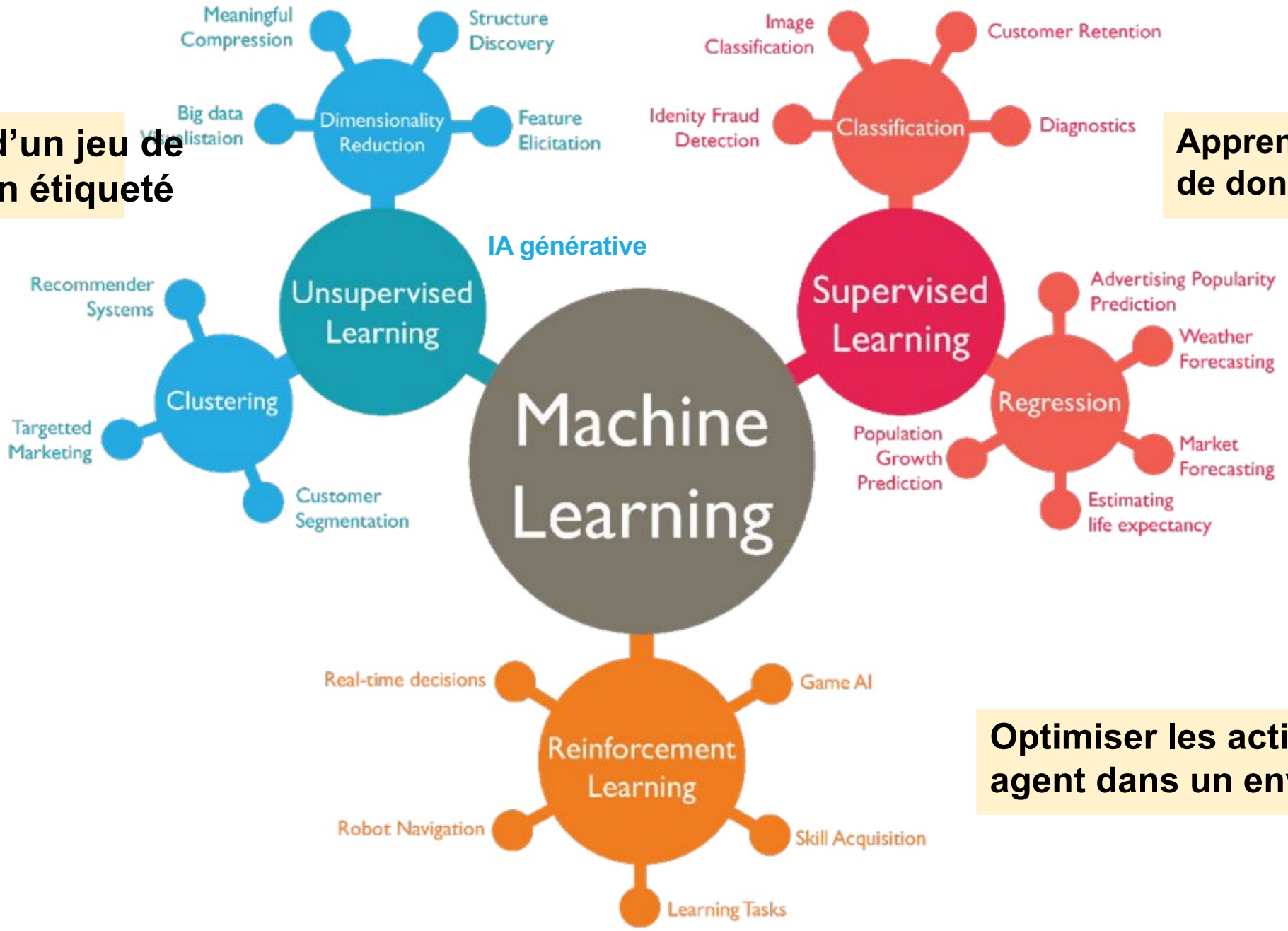
Questions-réponses

Principaux paradigmes

Sous-domaines de l’AA utiles au climat

Apprendre d'un jeu de données non étiqueté

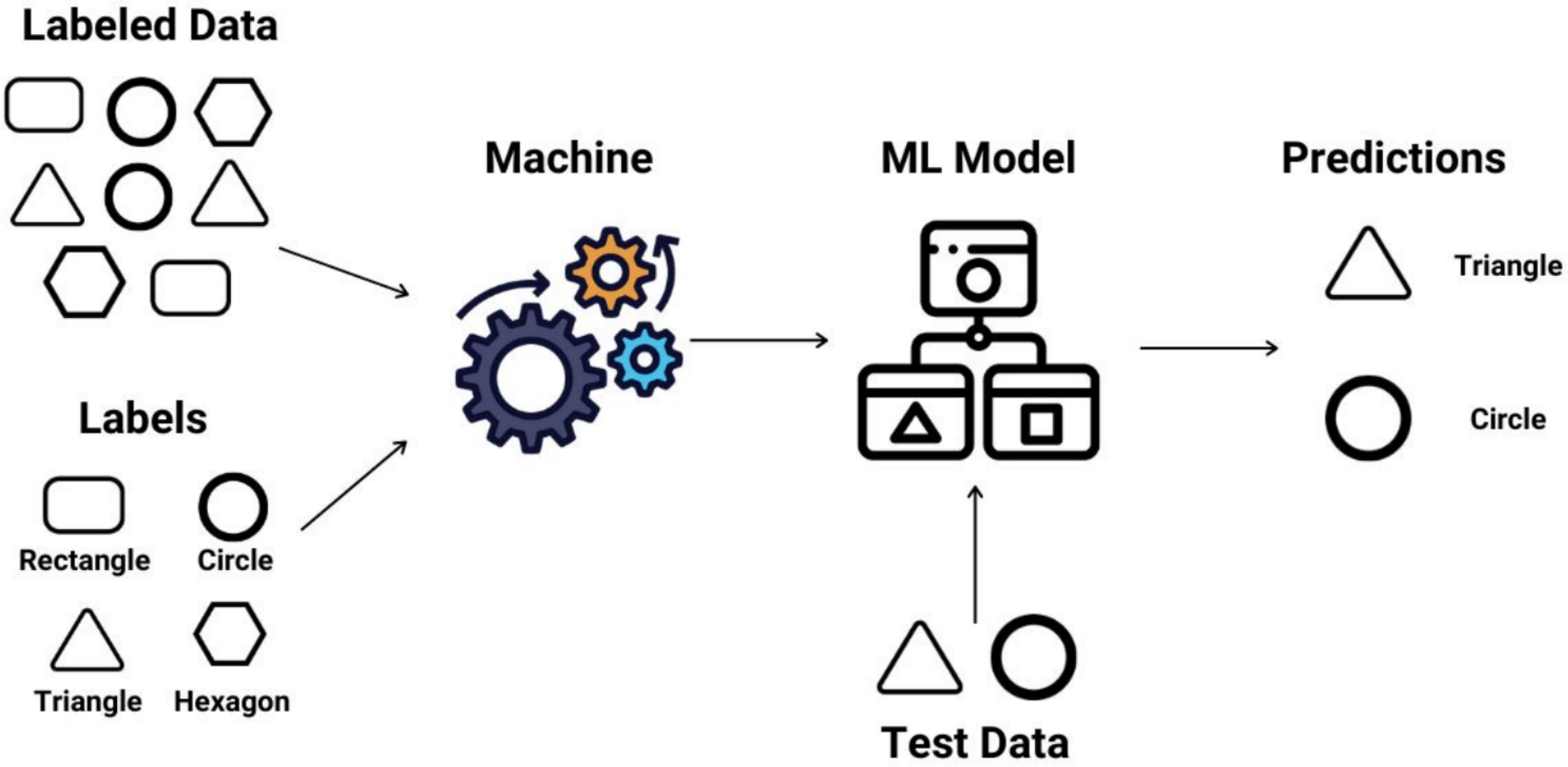
Apprendre d'un jeu de données étiqueté



IA générative

Optimiser les actions d'un agent dans un environnement

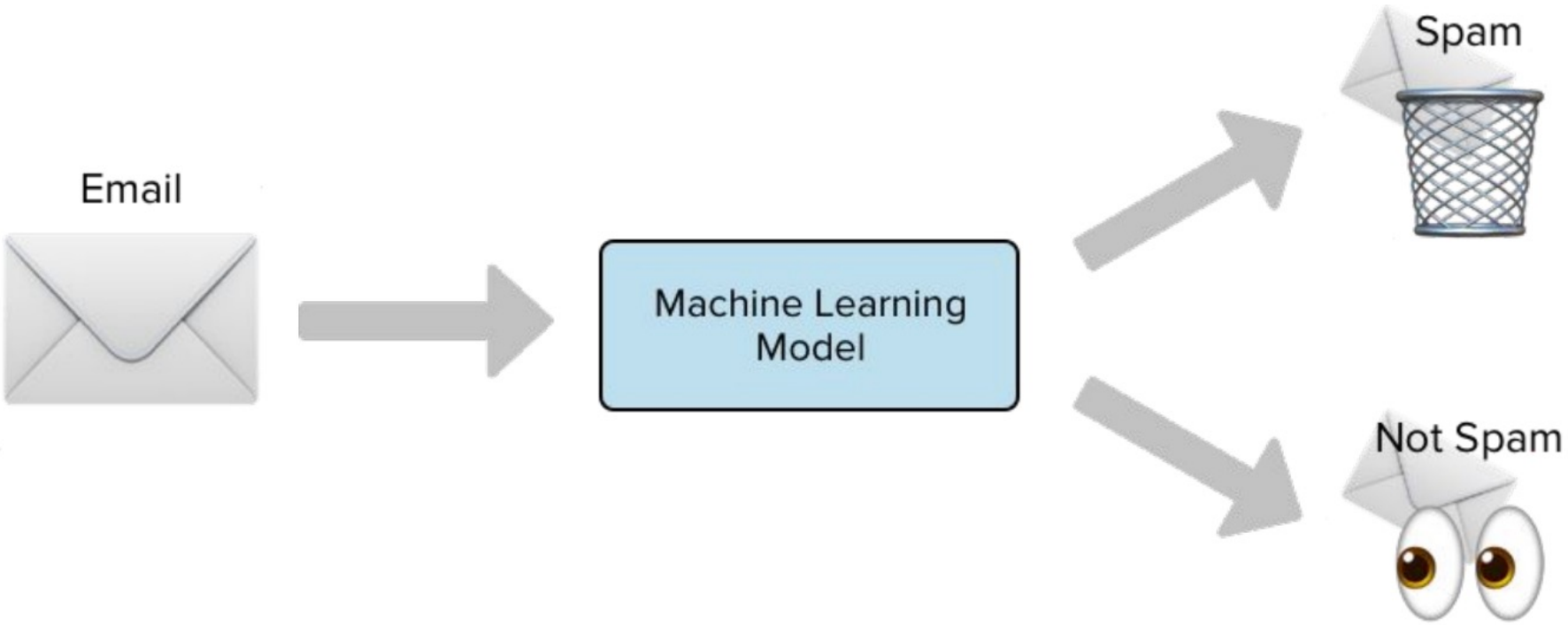
Exercice : régression ou classification ?



Exercice : régression ou classification ?

Distance au marché le plus proche	Présence d'un forage	Prix du logement (₦)
5 km (près du marché Balogun, Lagos)	Oui	₦75, 000, 000
15 km (périphérie d'Abuja)	Non	₦30, 000, 000

Exercice : régression ou classification ?



Comment choisir une approche d'apprentissage ?



Données d'entrée :

- Peuvent comprendre des entrées et, si elles sont connues, des sorties cibles (appelées étiquettes)

  un jeu de données non étiqueté est un jeu dont on ne connaît pas les sorties cibles a priori

Sortie(s) du modèle :

- Catégorielle/numérique, discrète/continue, sortie unique/multiple

Approche d'apprentissage :

Apprentissage supervisé

- **Piloté par la tâche**
- **Données étiquetées**
- **Retour sur la performance**

Apprentissage non supervisé

- **Piloté par les données**
- **Données non étiquetées**

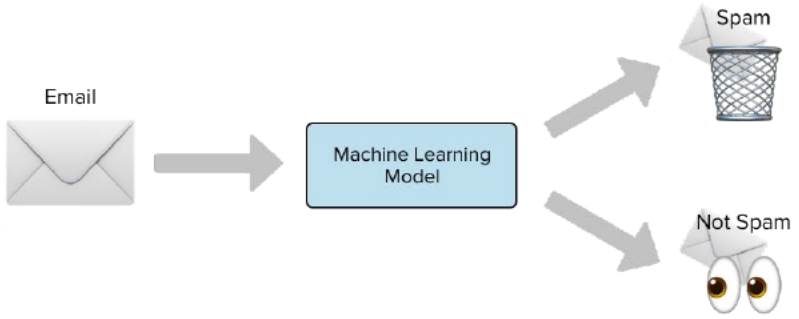
Apprentissage par renforcement

- **Piloté par la récompense**
- **Données état/action collectées dynamiquement**
- **Retour sur la performance**

Terminologie de l'apprentissage supervisé

- Étiquette : l'étiquette est ce que l'on prédit. Elle est souvent notée par y. Aussi appelée variable dépendante ou cible

- **Variable explicative : une variable d'entrée utilisée pour la** tâche. Souvent notée . Aussi appelée variable indépendante



- **Modèle : un modèle encode la relation entre les variables** et l'étiquette

- **Entraînement : le processus qui apprend au modèle à bien** fonctionner sur les données ; on dit aussi apprendre le modèle

- **Inférence : appliquer le modèle entraîné à des données inédites,** appelées aussi données de test

Apprentissage supervisé

Étant donné un jeu de données étiqueté, c.-à-d. des entrées X avec étiquettes y :

$$\{(X^{(1)}, y^{(1)}), (X^{(2)}, y^{(2)}), \ldots, (X^{(n)}, y^{(n)})\}$$

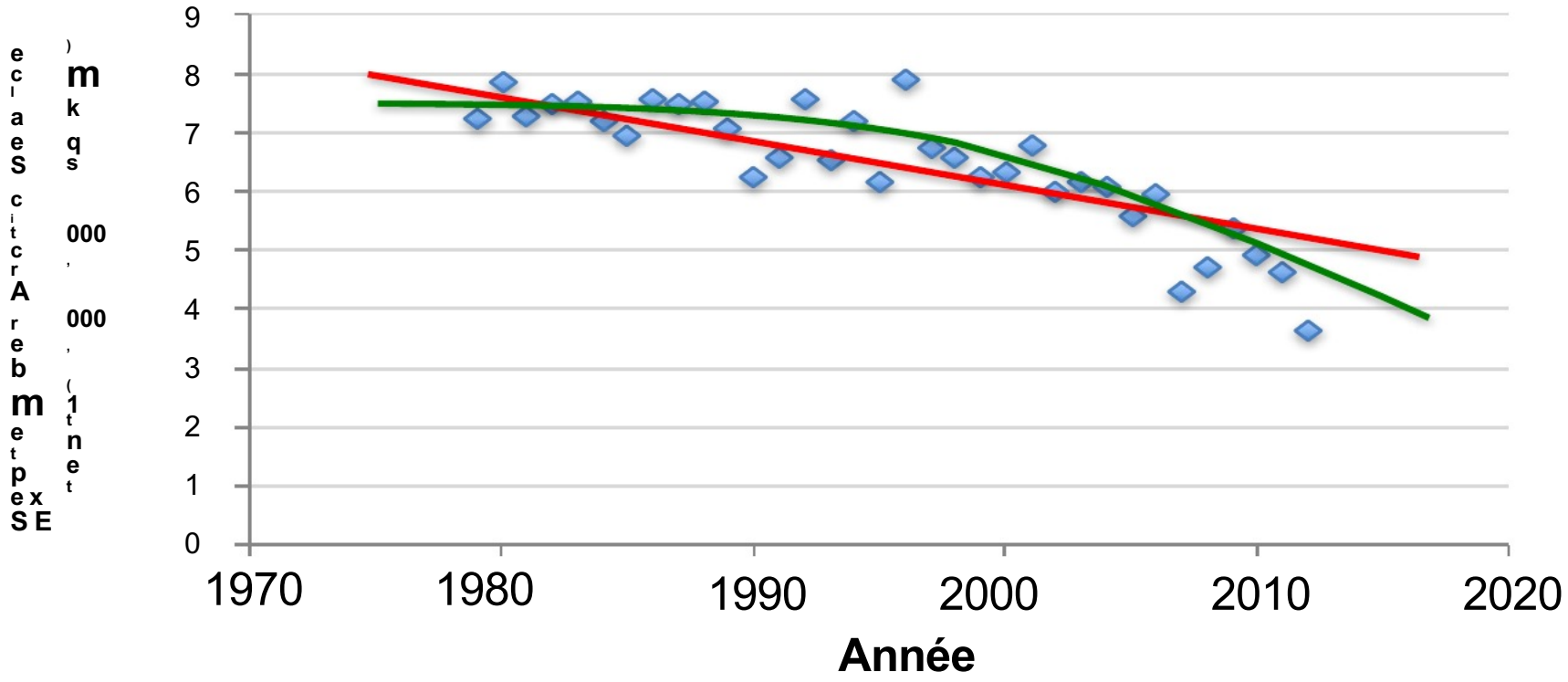
apprendre une fonction f qui prédit y à partir de X, c.-à-d. $f(X) \cong y$.

- **X peut comporter plusieurs éléments, chacun représentant un attribut (« variable explicative »)**
- **Régression : y est à valeurs réelles**
- **Classification : y est catégoriel**

Apprentissage supervisé : régression

Apprendre une fonction f qui prédit y à partir de X, c.-à-d. f(X) ≅ y .

- *Régression : y est à valeurs réelles*

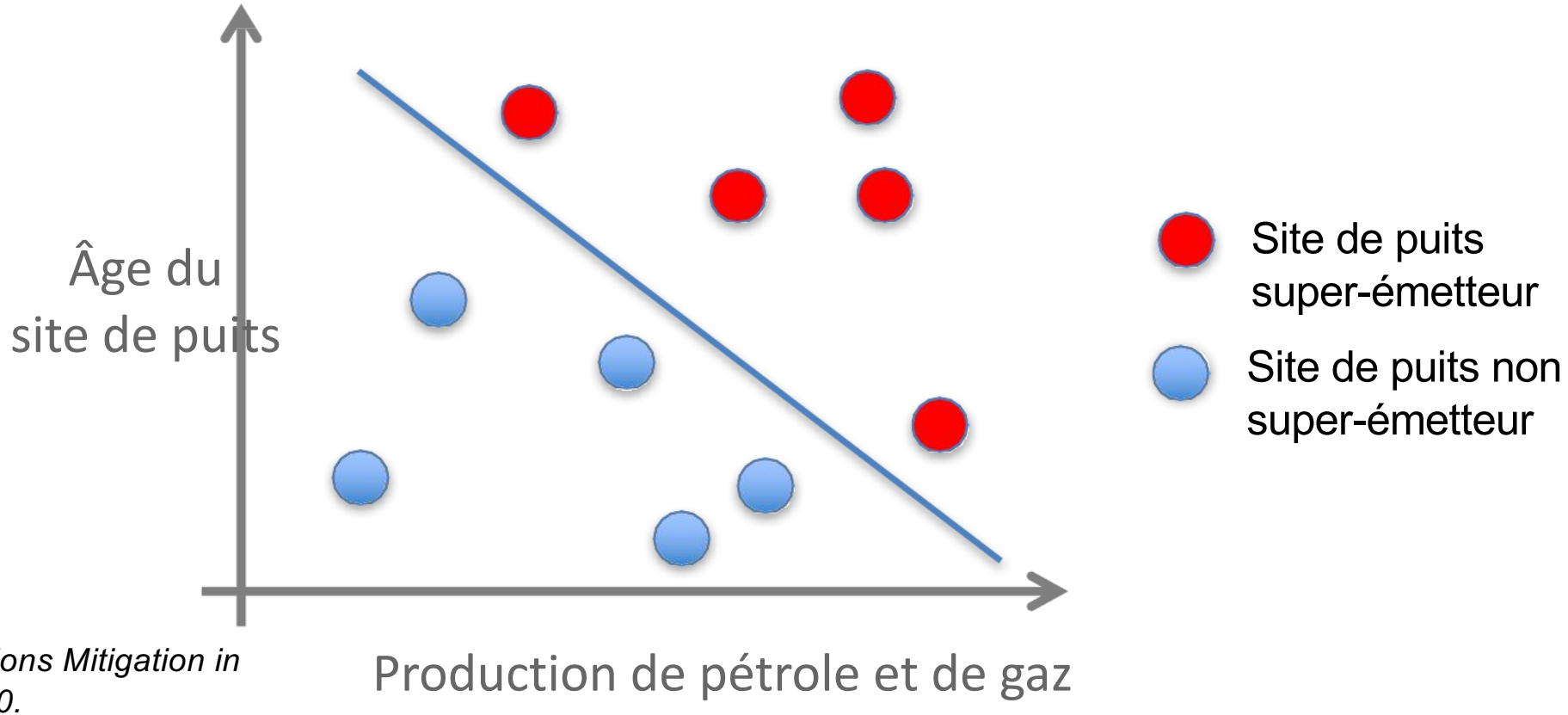


Données de G. Witt. Journal of Statistics Education, volume 21, numéro 1 (2013)

Apprentissage supervisé : classification

Apprendre une fonction f qui prédit y à partir de X, c.-à-d. f(X) $\cong$ y .

- *Classification : y est catégoriel*



A ML Approach to Methane Emissions Mitigation in the O&G Industry. Wang et al. 2020.

Apprentissage supervisé : modèles/méthodes courants

- **Classification : machines à vecteurs de support, forêts aléatoires, régression logistique, bayésien naïf, réseaux de neurones**

- Régression : régression linéaire, régression ridge, processus gaussiens, réseaux de neurones

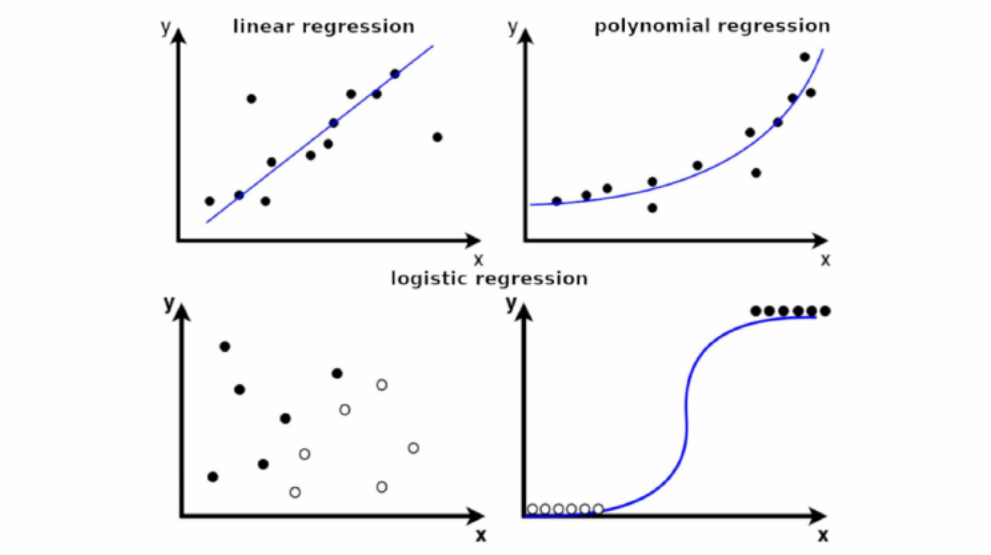


Image : Analytics Vidhya

Apprentissage supervisé

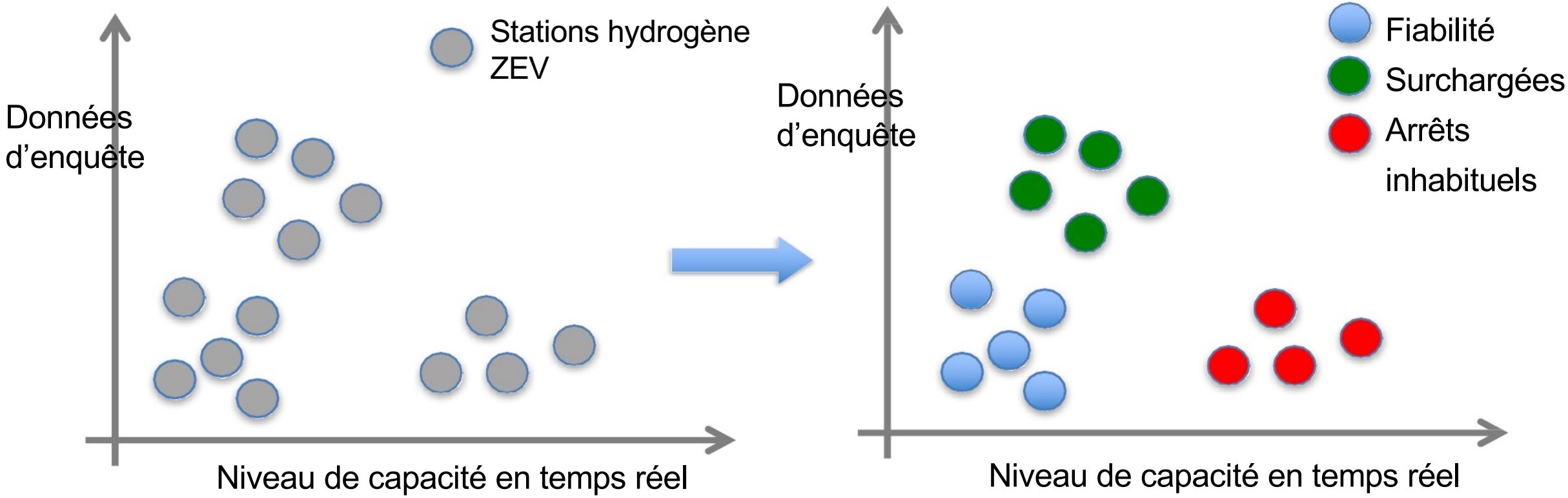
Critères de choix d'un algorithme :

- Type de données d'entrée et de sortie
- Distribution, qualité des données et corrélations entre variables
- Performance souhaitée et garanties de robustesse

Exemple : classer un site de puits comme super-émetteur ou non à partir de son âge et de sa production de pétrole et de gaz, avec des étiquettes super-émetteur disponibles pour l'entraînement

Apprentissage non supervisé

À partir d'un jeu non étiqueté, c.-à-d. des entrées X sans étiquettes, apprendre la structure cachée des données.



Unsupervised Temporal Clustering to Monitor the Performance of Alternative Fueling Infrastructure. Ramea 2020.

Apprentissage non supervisé : modèles/méthodes courants

- **Apprendre des motifs dans les données : analyse en composantes principales (ACP), partitionnement (clustering), algorithmes de détection d'anomalies**

- Modélisation générative (générer des données synthétiques) : flux normalisants, autoencodeurs variationnels, réseaux antagonistes génératifs
- Certaines tâches d'apprentissage par transfert : p. ex. alignement de domaines

Apprentissage non supervisé

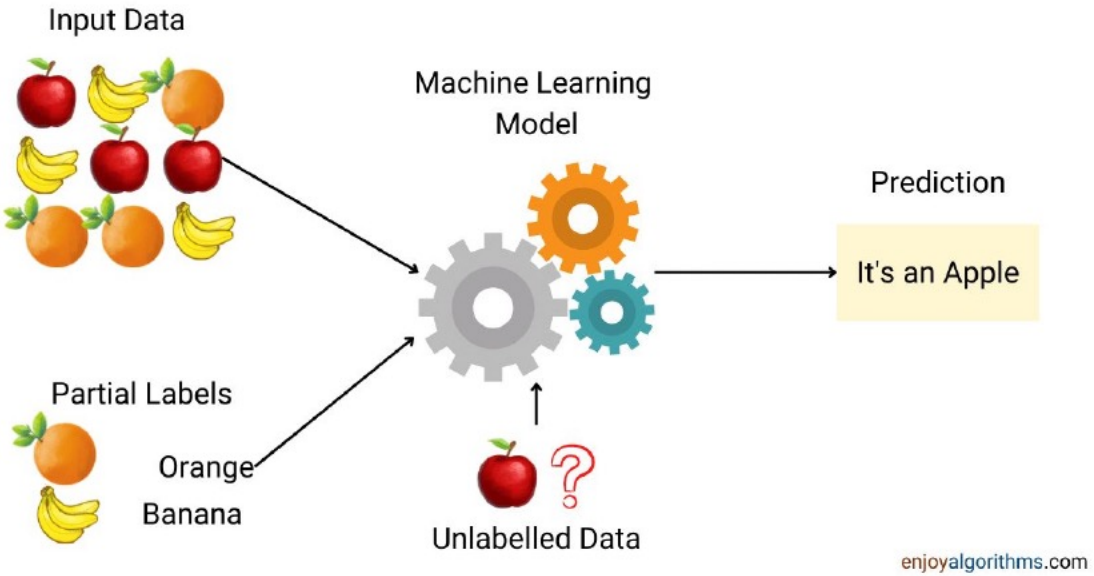
Critères de choix d'un algorithme/modèle :

- Quel est l'objectif principal ?
  - Partitionnement ?
  - Génération de données synthétiques ?
  - Adaptation de domaine ?
- Distribution, qualité des données et corrélations entre variables

Exemple : génération synthétique de profils de charge énergétique de bâtiments

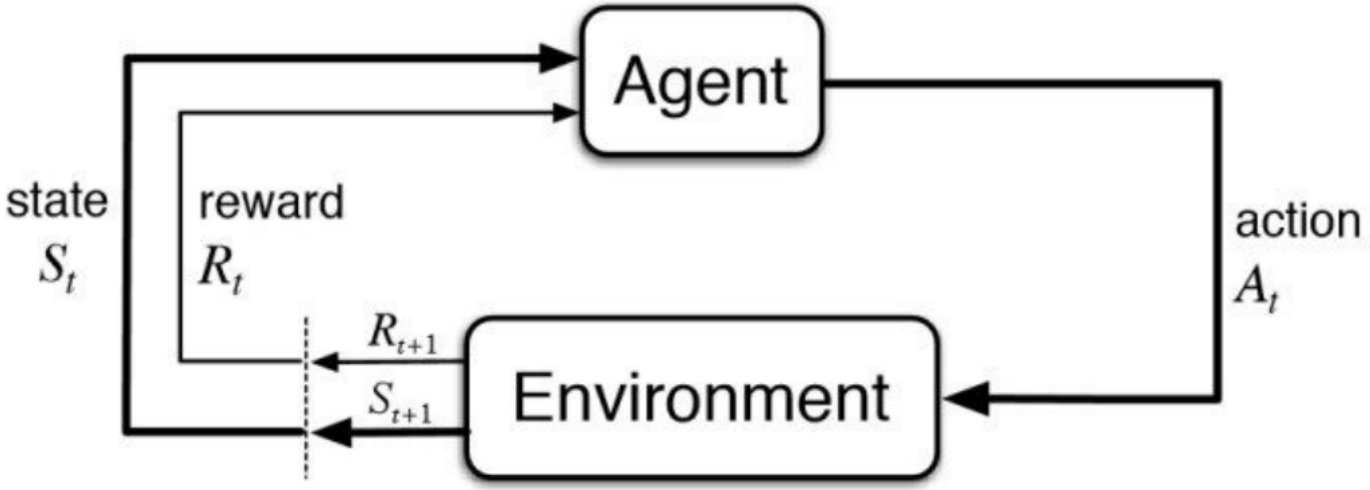
Apprentissage semi-supervisé

L’apprentissage semi-supervisé se situe entre l’apprentissage supervisé et l’apprentissage non supervisé. Le jeu de données contient à la fois des points étiquetés et non étiquetés



https://www.enjoyalgorithms.com/blogs/supervised-unsupervised-and-semisupervised-learning

Apprentissage par renforcement



Objectif : trouver la meilleure politique qui maximise la récompense totale attendue

Le RL est souvent utilisé dans des contextes de contrôle

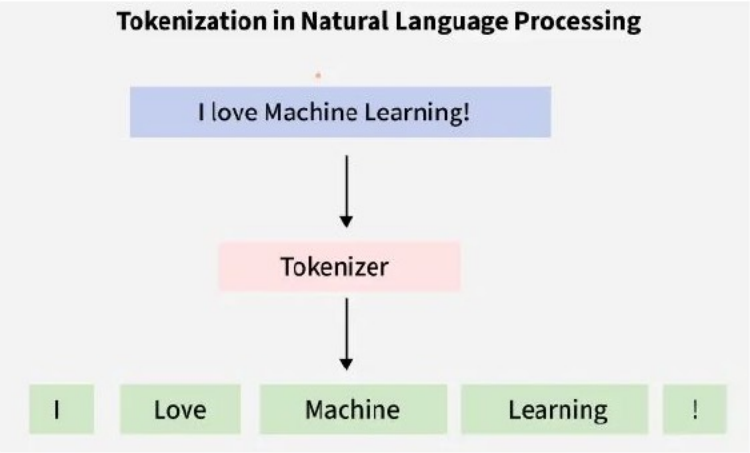
Exemples :

- Jeux
- Optimisation énergétique d'un bâtiment
- Panoramique et zoom sur images satellitaires

Figure tirée de « 5 Things You Need to Know about Reinforcement Learning »

Quelques approches d'AA associées aux modalités de données

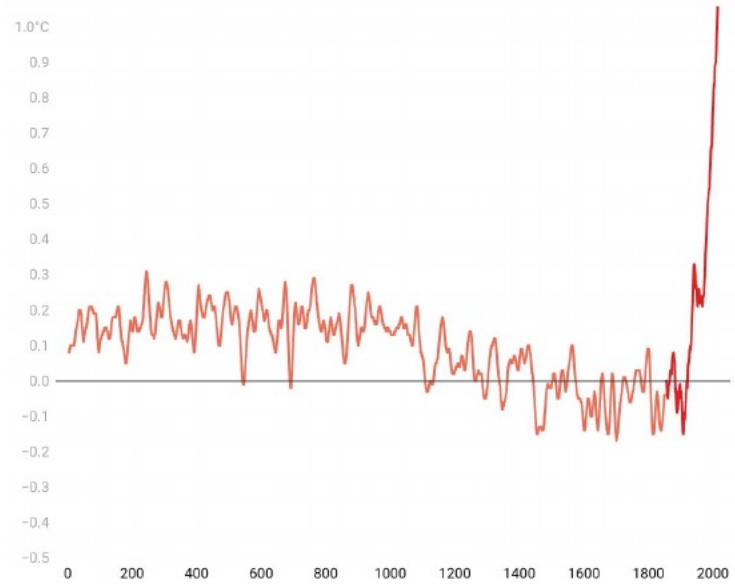
Traitement automatique des langues (TAL)



Vision par ordinateur



Analyse de séries temporelles



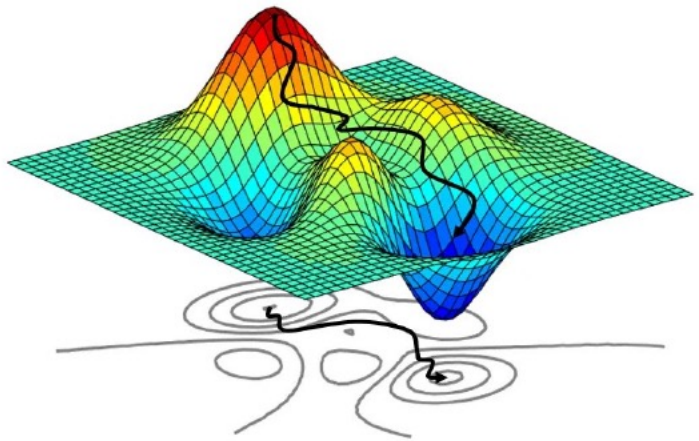
P. ex. réseaux de neurones récurrents (RNN),
modèles de Markov cachés (HMM),
grands modèles de langage (LLM)

Images : Geeksforgeeks, Medium, TIME

L’AA pour la modélisation de substitution

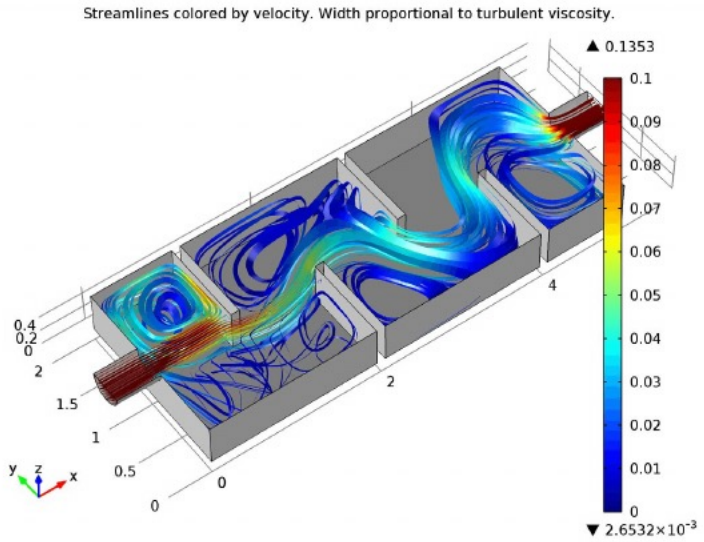
Modèles d’optimisation

Approximer des fonctions objectifs et contraintes coûteuses pour accélérer la recherche de solutions optimales

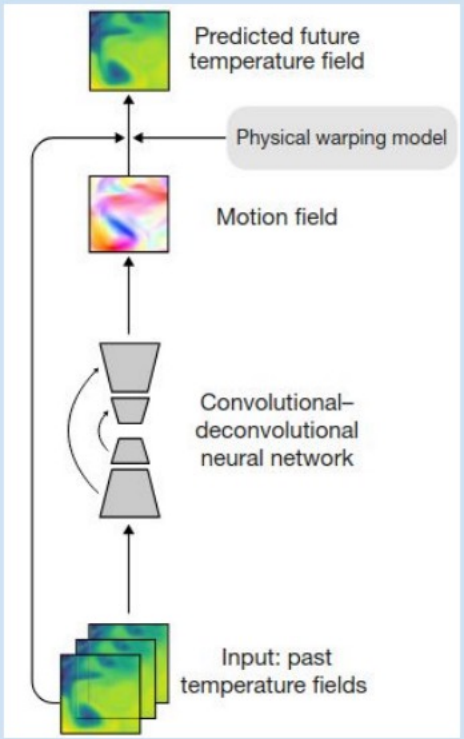


Modèles physiques

Émuler des simulations physiques complexes (dynamique des fluides, mécanique des structures)



Modèles informés par la physique



Images : Medium, Comsol, Reichstein et al. 2019

AA interprétable et explicable

- L'IA explicable justifie ses décisions a posteriori, même si son fonctionnement interne est complexe ou opaque.
- L'IA interprétable a une logique interne transparente que les humains peuvent comprendre en examinant le fonctionnement du modèle lui-même.

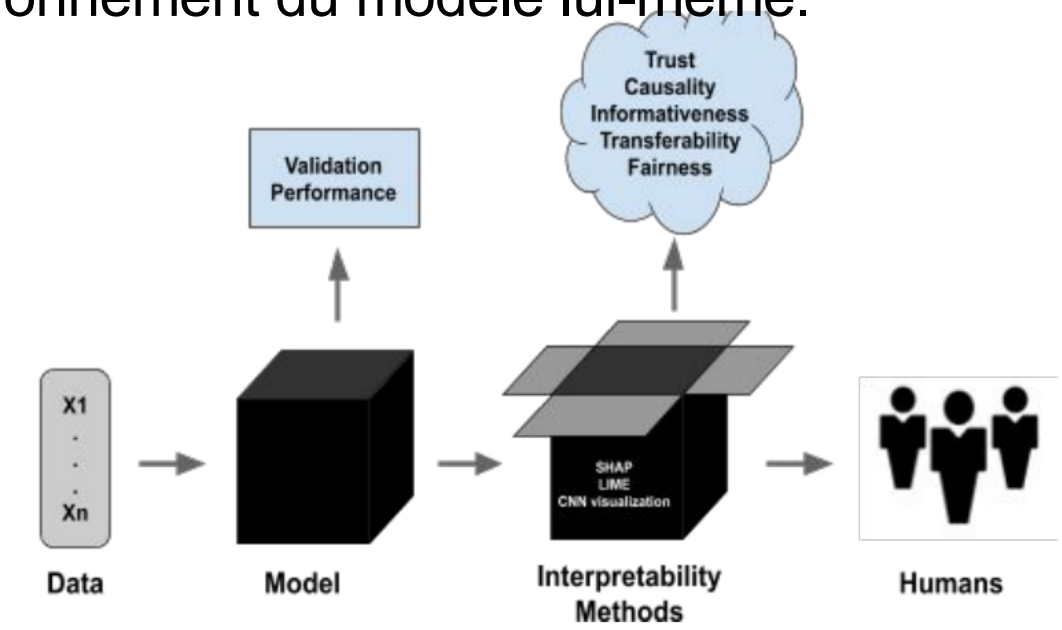
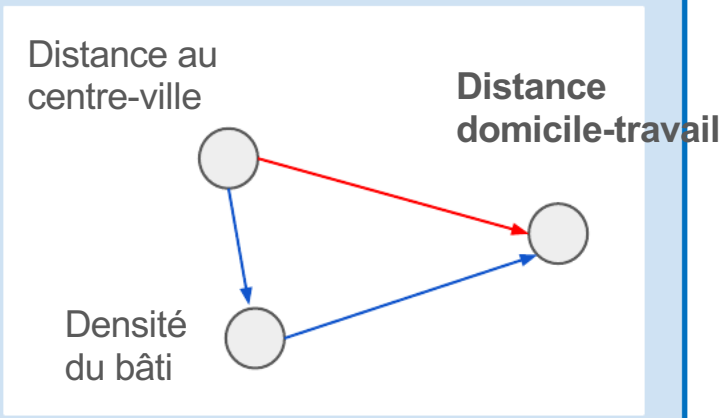


Image : ML CMU

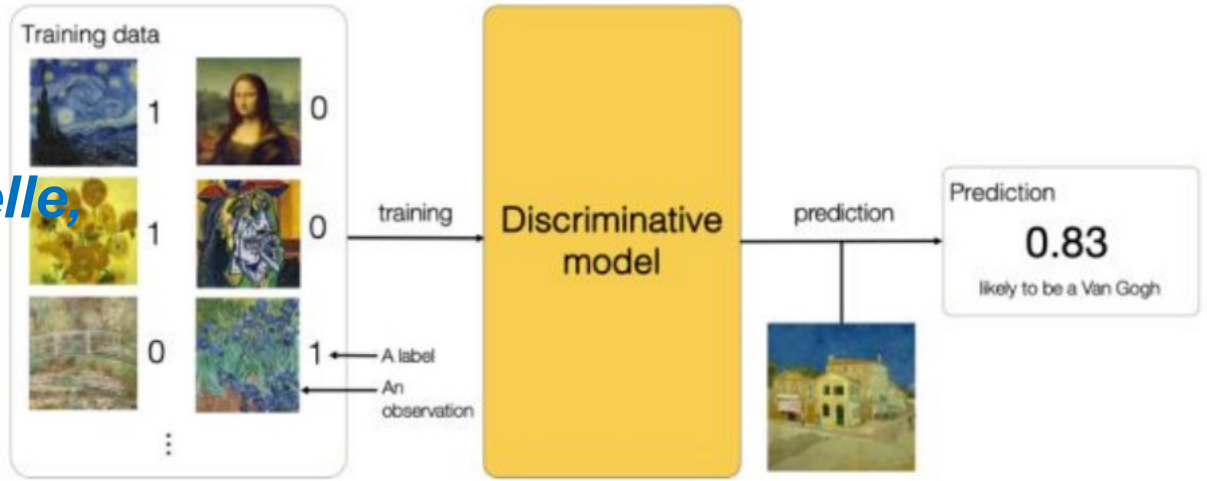
AA causal

- Identifier et quantifier des relations de cause à effet (et non des corrélations)
- Permet de prédire les résultats d'interventions et les contrefactuels

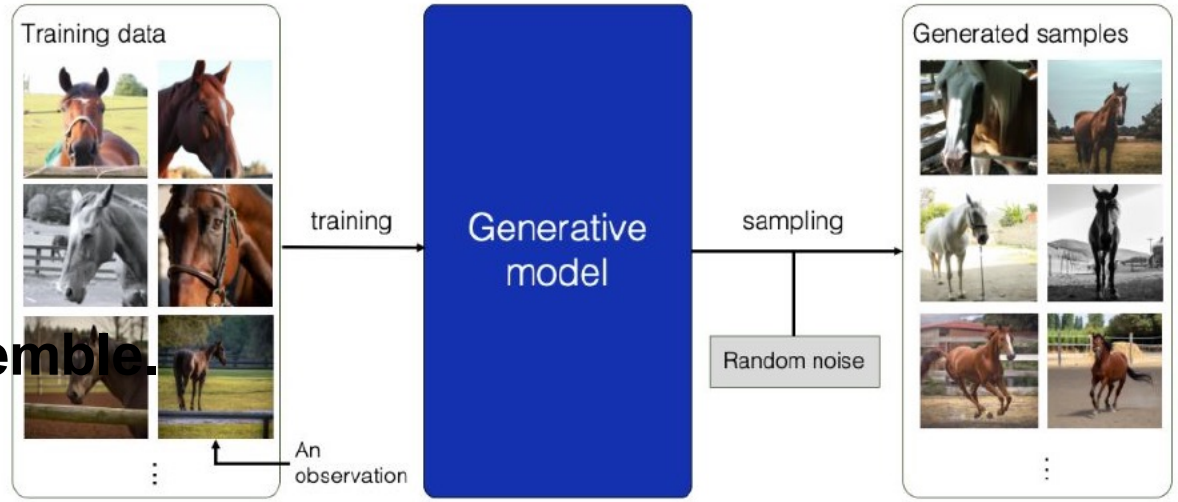


AA génératif vs discriminatif

L'IA discriminative modélise la *distribution de probabilité conditionnelle,* apprenant à passer directement des entrées aux sorties.



L'IA générative (« GenAI ») modélise explicitement la distribution conjointe des données, en apprenant comment variables et étiquettes apparaissent ensemble.



Images : Analytics yogi

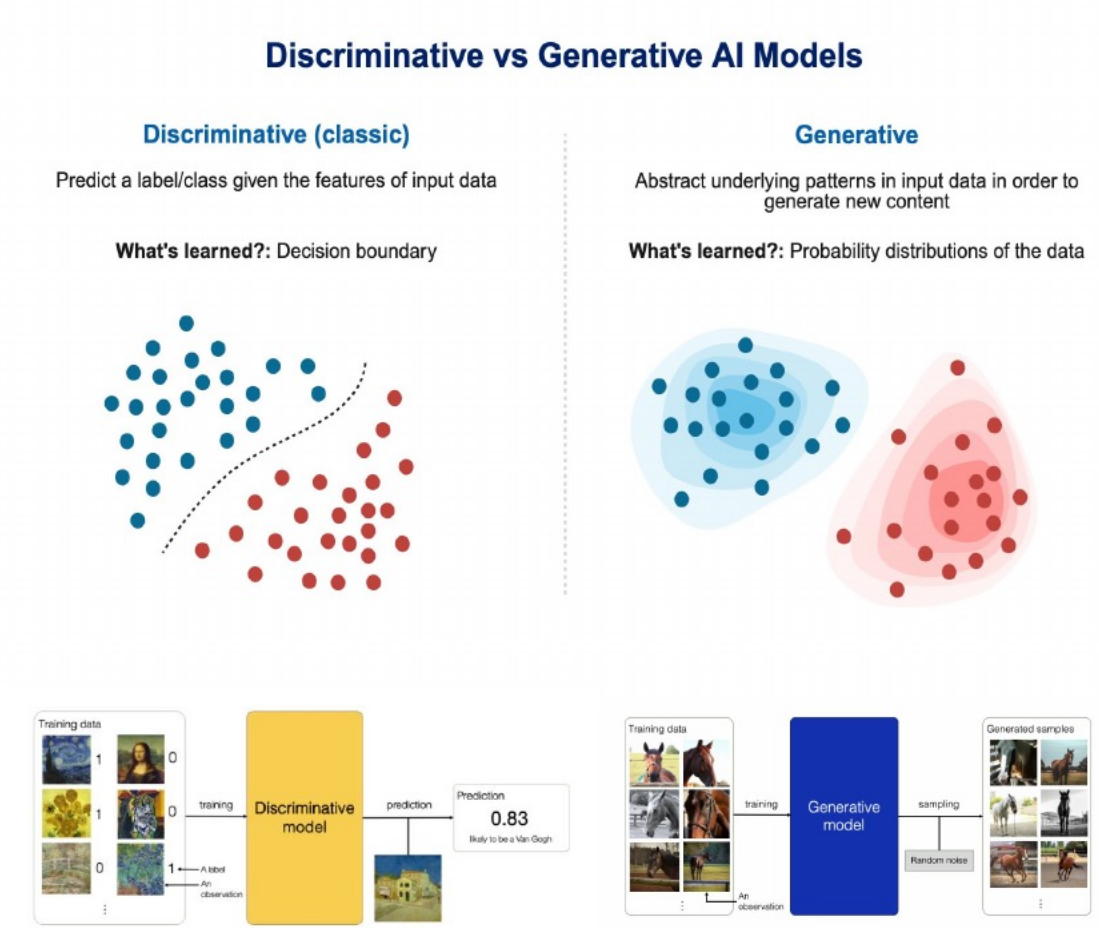
Modèles discriminatifs vs génératifs

Modèles discriminatifs

- Servent à séparer (« discriminer » entre) différentes sorties selon la valeur de l'entrée.
  - Apprennent la distribution conditionnelle P(Y|X) des cibles Y sachant les entrées X
- P. ex. prédit une étiquette ou une catégorie (spam ou non spam)

Modèles génératifs

- Apprennent la distribution conjointe P(X,Y) des entrées X et de la cible Y
- Apprennent à créer (« générer ») du contenu échantillonné à partir de la distribution apprise : texte, images, audio, code



Exemple : Generative Pre-trained Transformer (GPT)

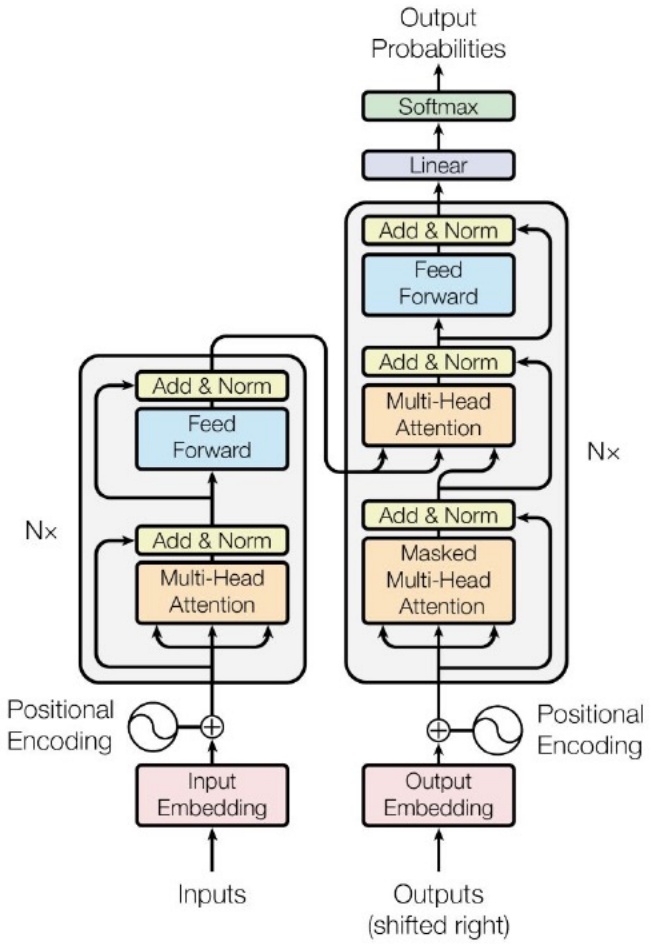
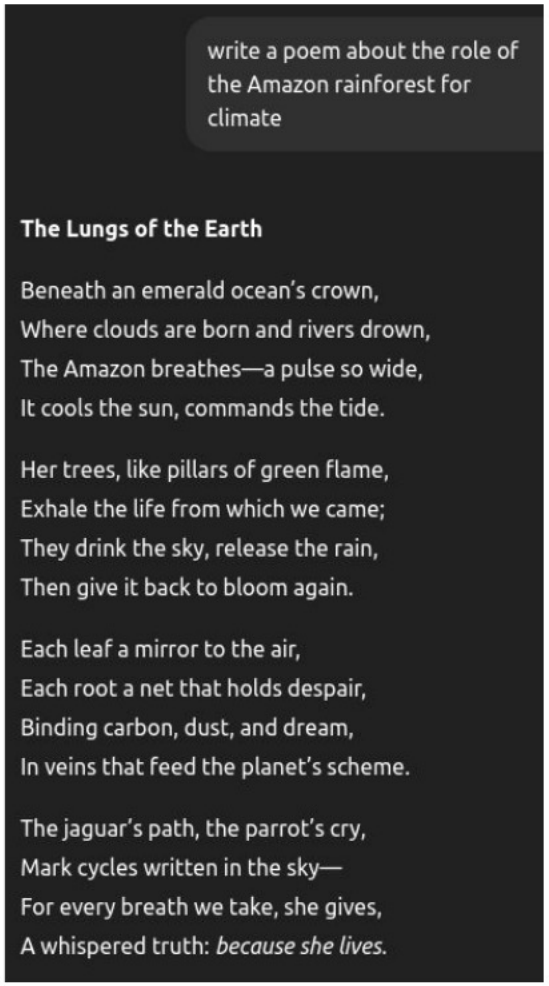


Figure 1: The Transformer - model architecture.



Source de la figure : Vaswani et al. (2017)

Idée centrale : prédit le token suivant à partir des précédents (non supervisé)

Forces : analyse des motifs dans des données variées à grande échelle, souvent avec succès

Limites :

- Exige d'énormes données et capacités de calcul
- Hérite des biais et inexactitudes des données d'entraînement
- Peut halluciner sans estimation d'incertitude

Caractéristiques clés :

- Interpole des motifs
- Correspondance de motifs vs recherche directe de faits

Discussion : génération de données synthétiques

Si un jeu de données est synthétique (généré artificiellement), le considéreriez-vous comme « sûr » à partager publiquement ? Pourquoi ?

https://partici.fi/53603205

Plan du cours

Qu’est-ce que l’apprentissage automatique ?

Types d’apprentissage automatique

Données

Comprendre l’algorithme de régression linéaire

Questions-réponses

- Collecte des données
- Préparation des données pour l’AA

L’importance des données

- Les données sont au cœur de l’apprentissage automatique
- La qualité de votre modèle dépend
  de la qualité de vos données
- Combien de données faut-il ?
  - Cela dépend du problème
  - Il existe des heuristiques correctes, mais
    tout se joue presque toujours sur ce
    qui fonctionne empiriquement



Figure tirée de « What is Big Data? A Quick Introduction for Analytics and Data Engineering Beginners »

Collecte et préparation des données

1. Définir la tâche
2. Sélectionner des données adaptées à cette tâche
    a. Les données sont-elles étiquetées ? Sinon, pouvez-vous les étiqueter ?
3. Explorer et nettoyer les données
    a. Traiter les valeurs manquantes (exclure ou imputer)
    b. Examiner la qualité des étiquettes
4. Diviser les données en ensembles d’entraînement, de validation et de test

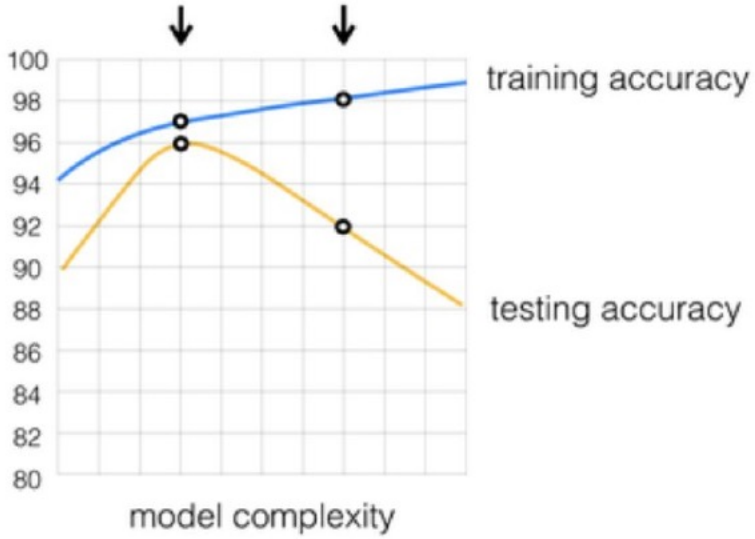
Diviser le jeu de données

- Pourquoi diviser le jeu de données ?
  - Pour éviter le surapprentissage et évaluer les performances du modèle sur de nouvelles données



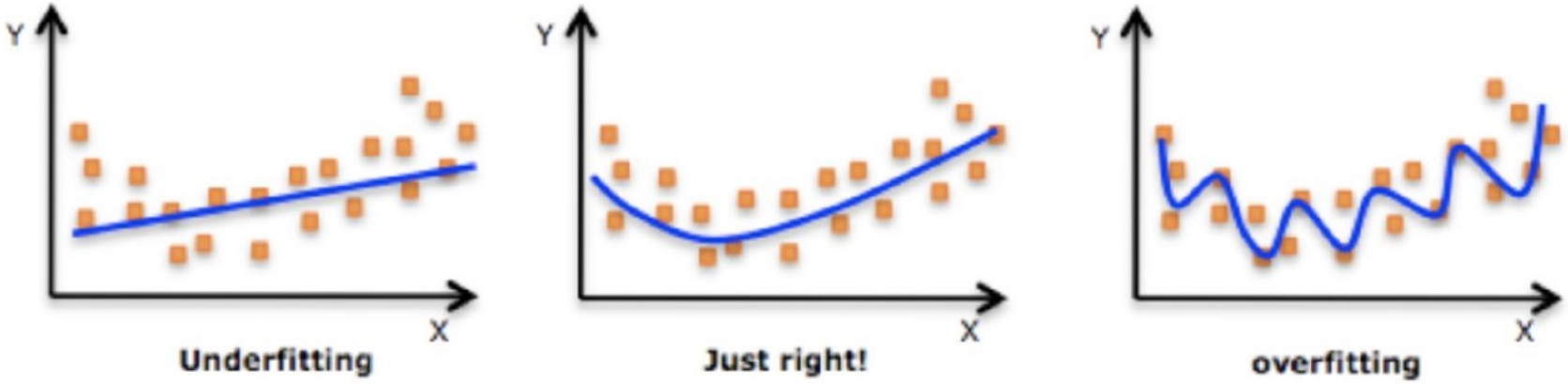
- Entraînement : apprendre les paramètres du modèle
- Validation : choisir les hyperparamètres et comparer les modèles
- Test : évaluer le meilleur modèle pour mesurer sa généralisation sur des données inédites

Surapprentissage vs généralisation



Solution : validation croisée à k plis

Évaluer la performance d'un modèle prédictif sur des données « inédites » en divisant plusieurs fois le jeu en k sous-ensembles d'entraînement et de test.



Définir la tâche

1. Préciser les exigences du problème à résoudre :
   - Déterminer les contraintes temporelles et spatiales du problème (qui donnent de la valeur à la solution d'AA)

     p. ex. la prévision météo peut servir à optimiser la production d'énergie renouvelable, soit pour optimiser des infrastructures existantes (court terme), soit pour choisir l'emplacement de nouveaux sites de production (long terme)
2. Établir les spécifications que votre modèle d'AA doit respecter :
   - Quelles sont les spécifications pour l'entraînement ? Et pour le déploiement ?
3. Formuler la tâche d'AA, par exemple :

Classification

Régression

Partitionnement

Segmentation d'images

Augmentation de données

Détection d'anomalies

Optimisation en ligne

Sélection des données

- Choisir des données adaptées à la tâche d'AA
  - En examinant les applications de pointe
  - En interrogeant des experts du domaine (chercheurs/praticiens travaillant sur le sujet)
  - En évaluant soigneusement les besoins en données de la tâche d'AA

    Remarque : vous devrez peut-être revoir/assouplir certaines spécifications selon les données réellement disponibles.
- Le jeu de données est-il étiqueté ? Sinon, pouvez-vous l'étiqueter ? L'annotation vaut-elle la peine pour résoudre le problème, au regard d'autres approches ?

Explorer et nettoyer les données

1. Supprimer les observations en double ou non pertinentes
2. Corriger les erreurs structurelles
3. Filtrer les valeurs aberrantes indésirables
4. Traiter les données manquantes
5. Valider et contrôler la qualité

D’après « Data Cleaning: Definition, Benefits, And How-To » – Tableau

Discussion : propriété des données

À qui devraient appartenir les données utilisées pour entraîner les modèles d'IA : à l'utilisateur, à l'entreprise ou à quelqu'un d'autre ?

https://partici.fi/53603205

Résumé à ce stade

📝 L’apprentissage automatique est utile pour certains problèmes.

- Ce n’est pas une solution miracle.

📝 Il existe de nombreux types d’apprentissage automatique.

- Approches : supervisé, non supervisé, par renforcement
- Modalités de données : TAL, vision par ordinateur, séries temporelles
- Exigences : p. ex. interprétable et explicable, informé par la physique
- Autres choix : génératif vs discriminatif, grand vs petit, polyvalent vs spécialisé

📝 Les données sont au cœur de l’apprentissage automatique !

Exercice : oui ou non

D’un point de vue technique, l’intelligence artificielle (IA) désigne avant tout les grands modèles génératifs polyvalents comme les grands modèles de langage.



https://partici.fi/53603205

Plan du cours

Qu’est-ce que l’apprentissage automatique ?

Types d’apprentissage automatique

Données

Comprendre l’algorithme de régression linéaire

Questions-réponses

Équation d’une droite

Fonction de perte

Optimiser les paramètres

Équation d’une droite

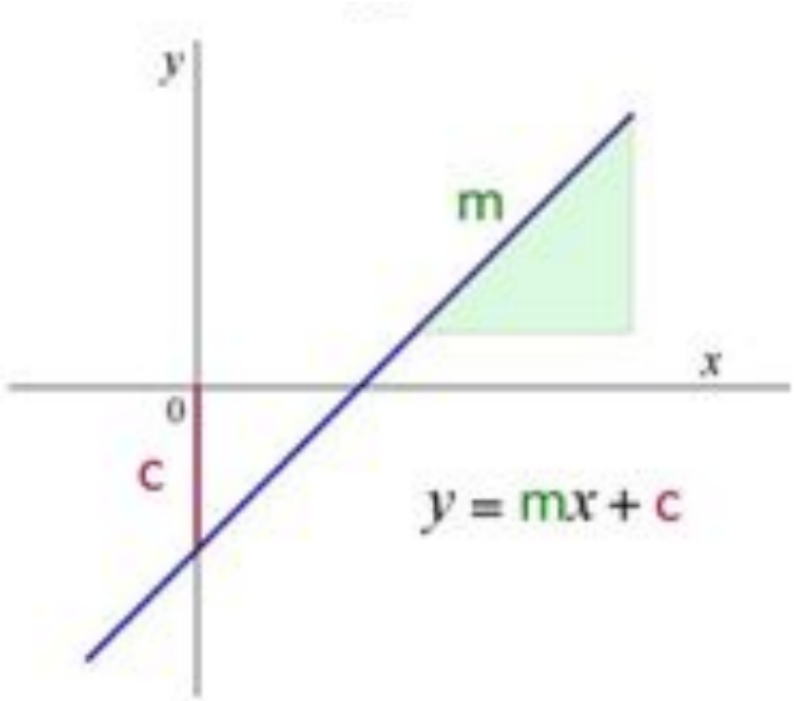
$$y = mx + c$$

Pente **Ordonnée à l’origine**

Équation d’une droite

$$y = mx + c$$

Pente **Ordonnée à l’origine**

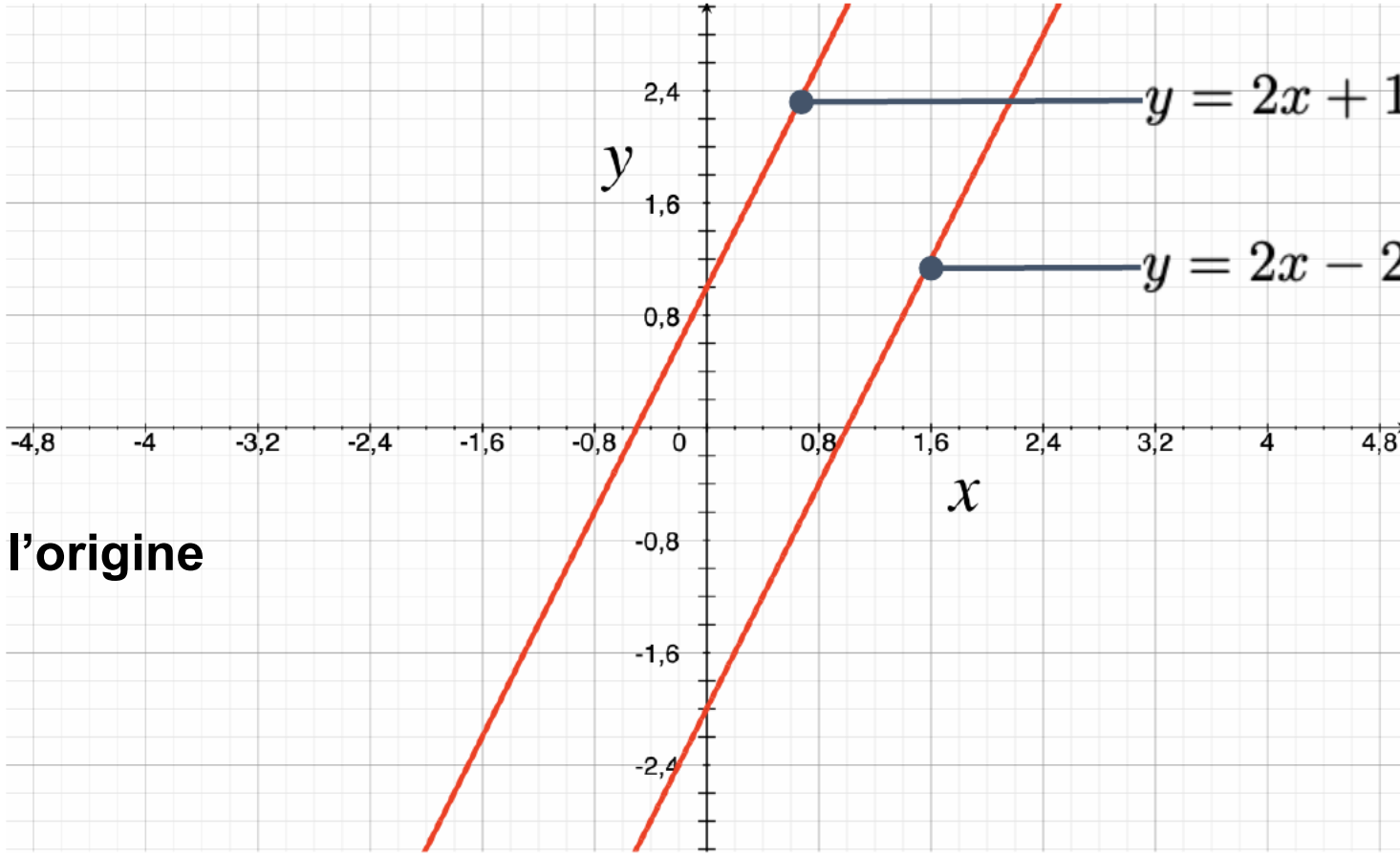


https://www.easycalculation.com/maths-dictionary/equation_of_a_straight_line.html

Équation d’une droite

$$y = mx + c$$

Pente **Ordonnée à l’origine**

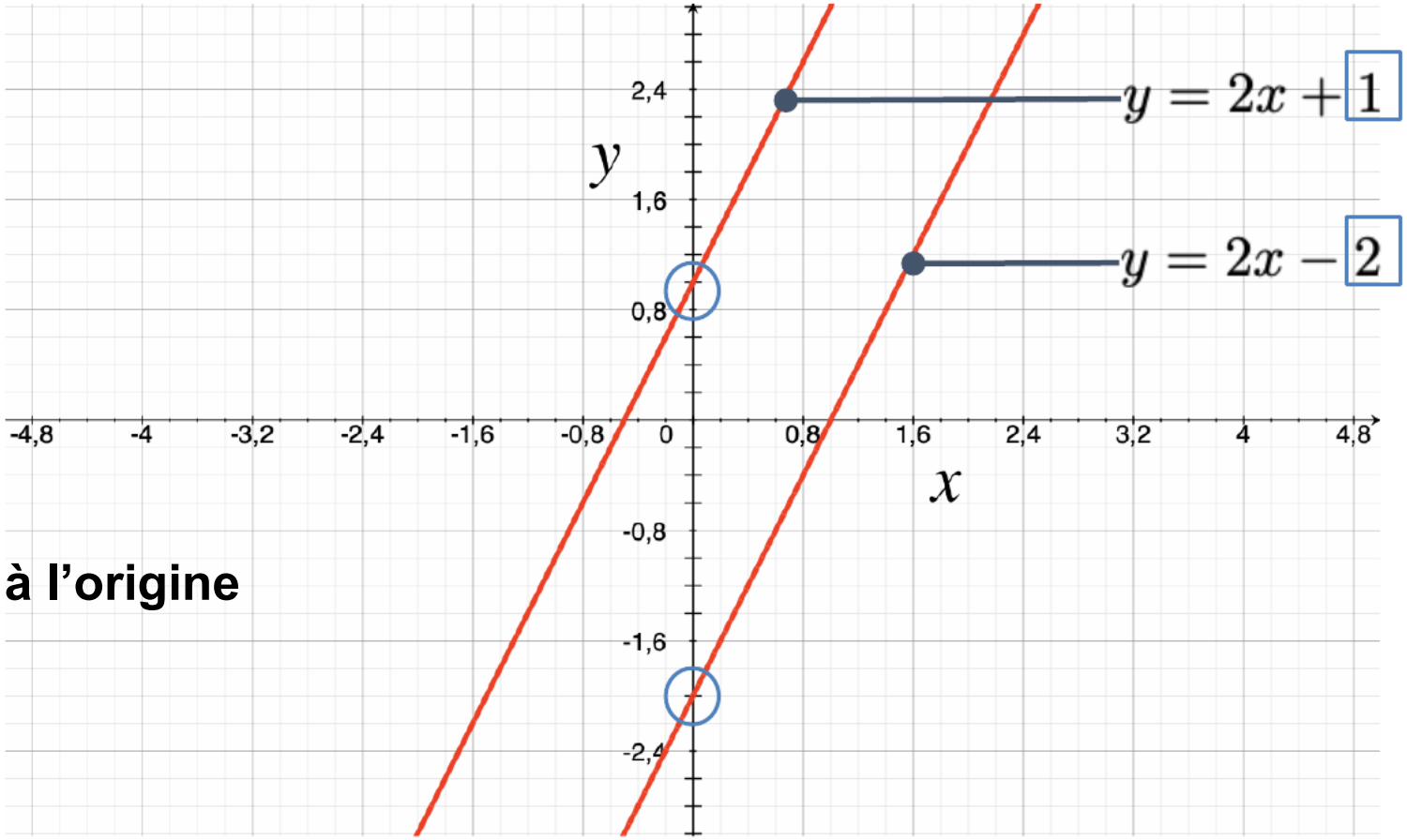


https://www.easycalculation.com/maths-dictionary/equation_of_a_straight_line.html

Équation d'une droite

$$y = mx + c$$

Ordonnée à l'origine

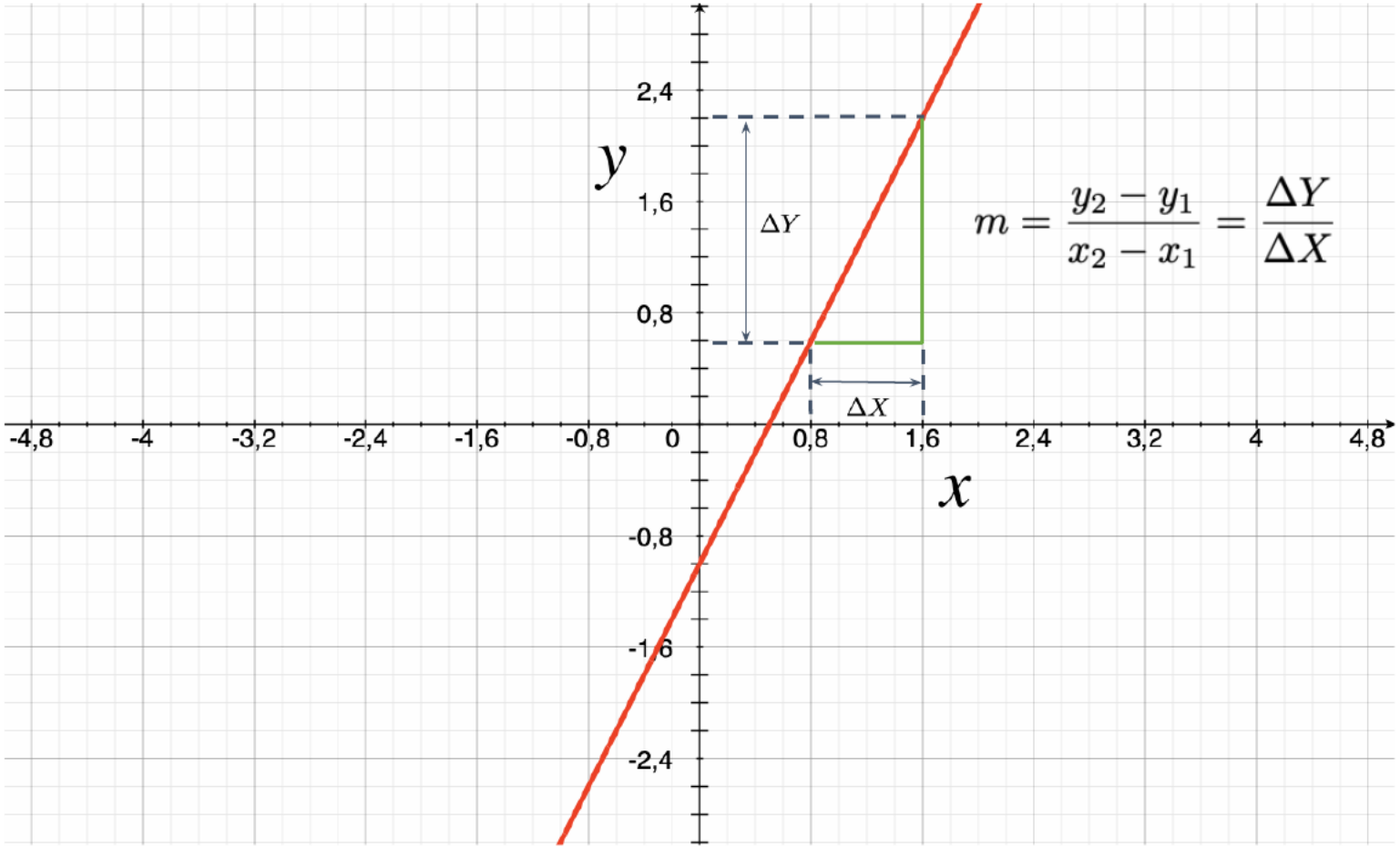


https://www.easycalculation.com/maths-dictionary/equation_of_a_straight_line.html

Équation d'une droite

$$y = mx + c$$

Pente

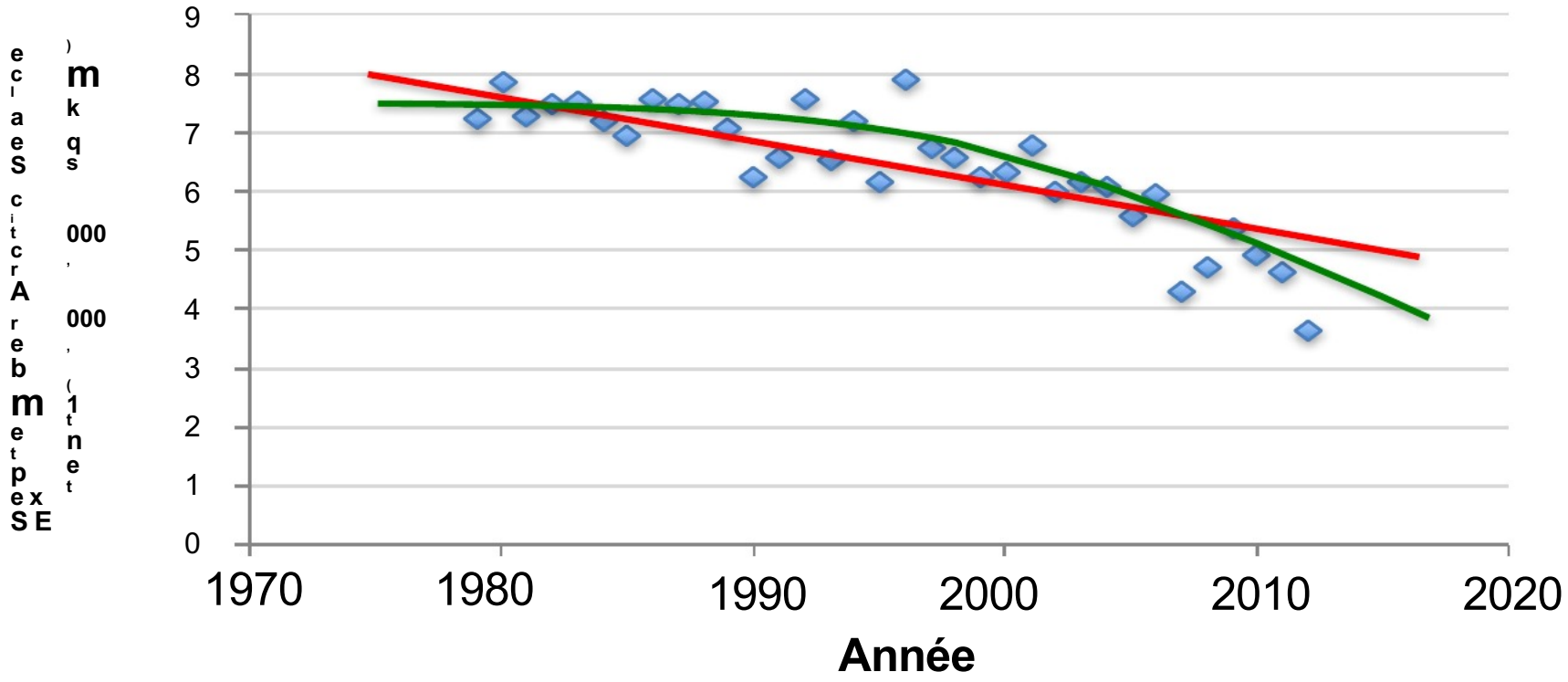


https://www.easycalculation.com/maths-dictionary/equation_of_a_straight_line.html

Prédire l'étendue de la banquise arctique

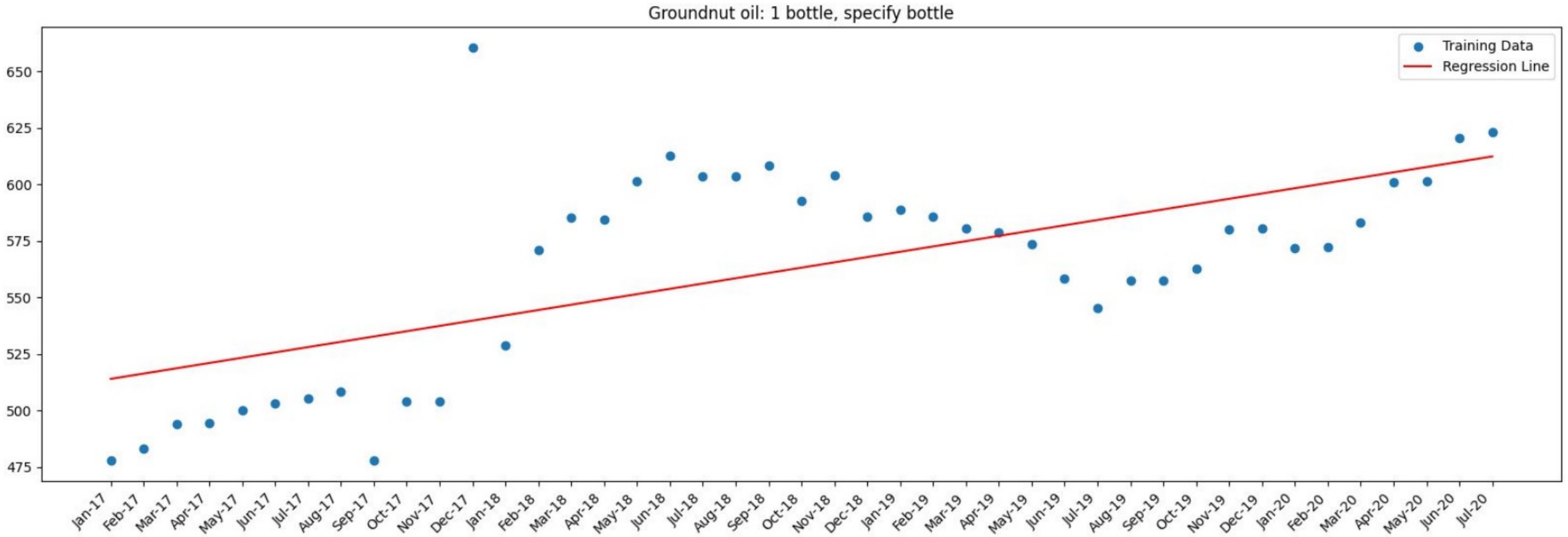
Apprendre une fonction f qui prédit y à partir de X, c.-à-d. f(X) $\cong$ y .

- *Régression : y est à valeurs réelles*



Données de G. Witt. Journal of Statistics Education, volume 21, numéro 1 (2013)

Prédire le prix de l’huile d’arachide



eba

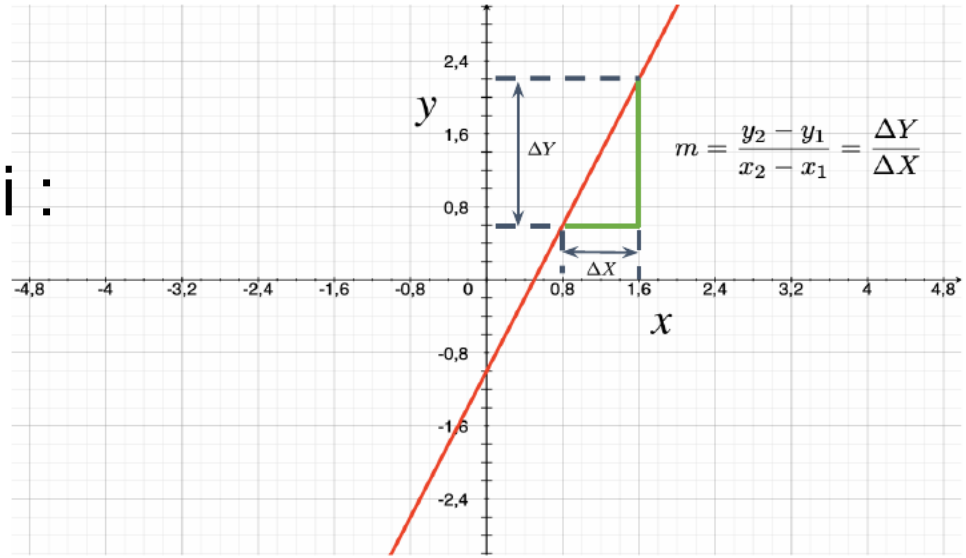
variable

Notebook d’exercice : https://colab.research.google.com/drive/1UQQ_JrBYSugUZtLSzYOIad5rUNZKsw8K?usp=sharing

Régression linéaire

La régression linéaire suppose une relation linéaire entre les variables explicatives et l'étiquette numérique.

$$y = mx + c$$



En AA, on écrit généralement l'équation ainsi :

$$y = b + w_1 x_1$$

où :

est l'étiquette

est le biais (ordonnée à l'origine), parfois noté w_0

est le poids de la variable x_1

Modèle de régression linéaire

Le modèle de régression linéaire prédit une sortie $\hat{y}$ à partir des variables d'entrée $x_1, x_2, \cdots, x_n$

$$\hat{y} = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \cdots + w_n x_n$$

où :

- $\hat{y}$ est la prédiction
- w_0 est l'ordonnée à l'origine (biais)
- $w_1, w_2, \cdots, w_n$ sont les poids (coefficients)
- $x_1, x_2, \cdots, x_n$ sont les variables d'entrée

Modèle de régression linéaire : fonction de perte

Pour mesurer l'écart entre les prédictions et les valeurs réelles y $\hat{y}$ (étiquettes)

on utilise l'erreur quadratique moyenne (EQM)

$$\mathcal{L}(w) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

où

m est le nombre d'exemples d'entraînement

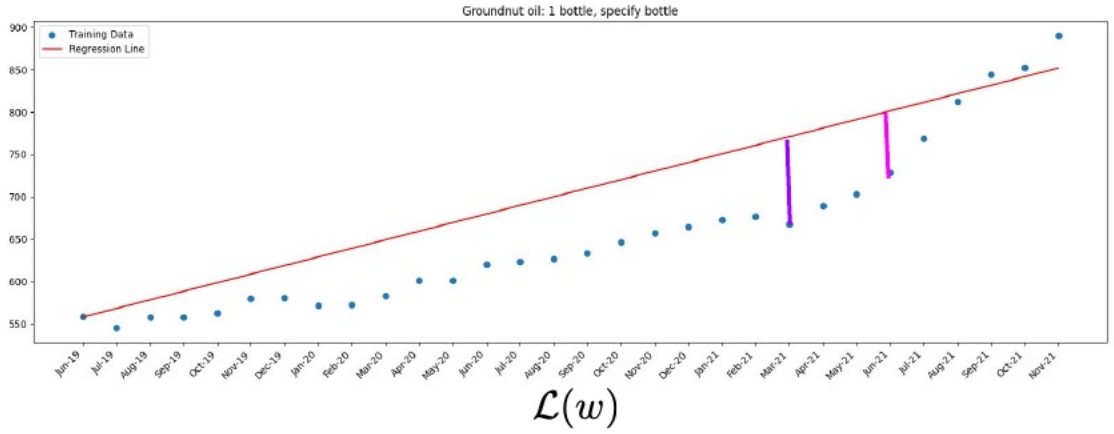
$\mathcal{L}(w)$ est la fonction de perte

Modèle de régression linéaire : fonction de perte

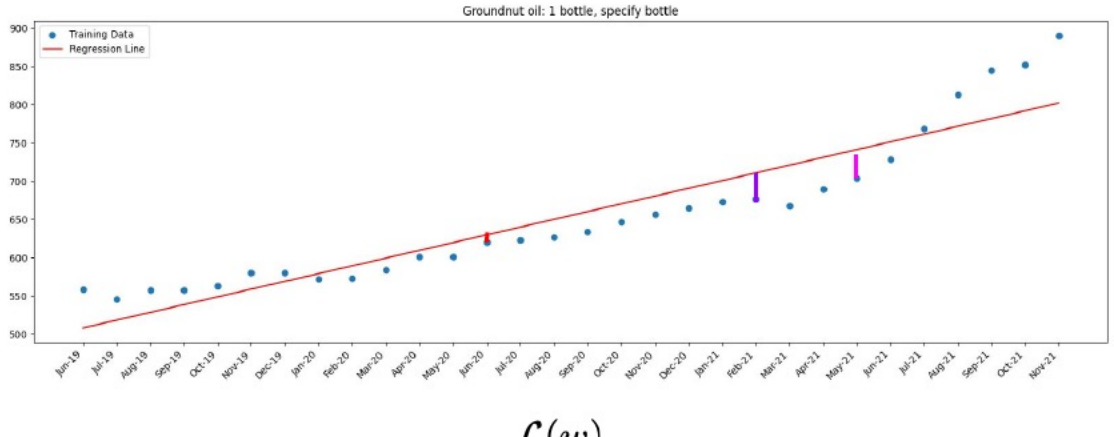
- La perte pénalise une mauvaise prédiction : c'est un nombre indiquant à quel point la prédiction du modèle était fausse sur un point de données. Si la prédiction est parfaite, la perte est nulle ; sinon, elle est non nulle

$$\mathcal{L}(w) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

- Entraîner un modèle de régression linéaire, c'est apprendre à partir d'exemples étiquetés des valeurs de poids qui réduisent la perte



$\mathcal{L}(w)$



$\mathcal{L}(w)$

Illustration interactive : https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/linear-regression/parameters-exercise

Modèle de régression linéaire : poids optimal (minimise la perte)

$$\mathcal{L}(w) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$\hat{y} = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \cdots + w_n x_n$$

substituer

$$\mathcal{L}(w) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i - (w_0 + w_1 x_{i1} + w_2 x_{i2} + \cdots + w_n x_{in}))^2$$

L'objectif est de trouver $w_2, \cdots, w_n$ qui minimise $\mathcal{L}(w)$

Modèle de régression linéaire : poids optimal (minimise la perte)

Deux façons d’y parvenir :

- Solution analytique (équation normale)

- Optimisation par descente de gradient

Optimiser les paramètres : équation normale

Si X est la matrice de conception (avec le terme de biais), et y est le vecteur cible, les poids optimaux sont donnés par

$$w = (X^T X)^{-1} X^T y$$

Cela ne fonctionne que si $X^T X$ est inversible et pour de petits jeux de données

Optimiser les paramètres : descente de gradient

Les poids sont mis à jour de façon itérative à l'aide du gradient de la fonction de perte

$$w_j := w_j - \alpha \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w_j}$$

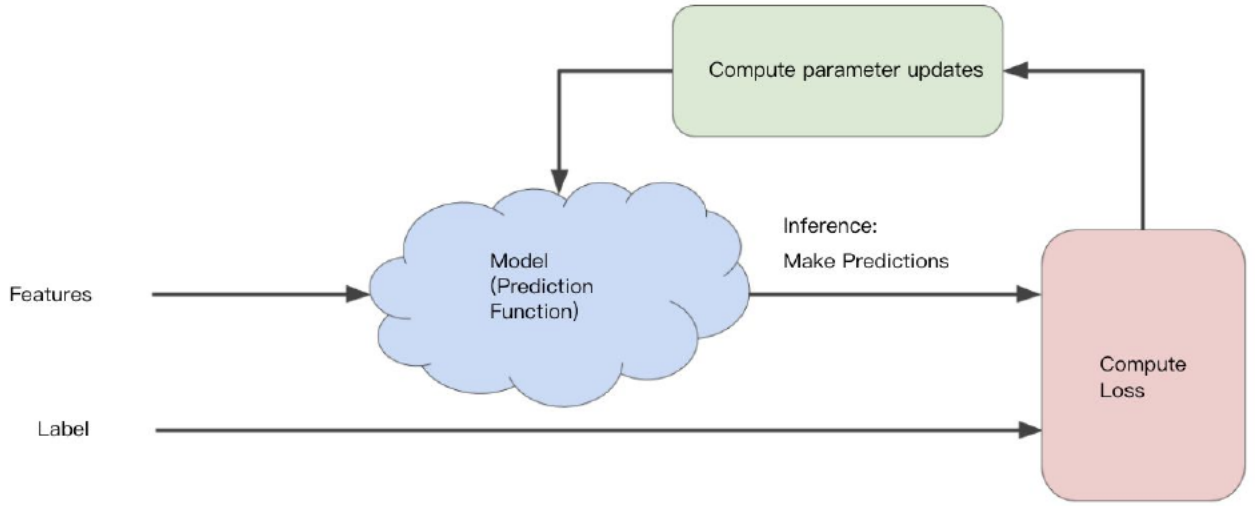
où est le taux d'apprentissage et

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w_j} = -\frac{2}{m} \sum_{i=1}^{m} x_{ij}(y_i - \hat{y}_i)$$

Méthode utilisée pour les grands jeux de données

Trouver le minimum d'une fonction

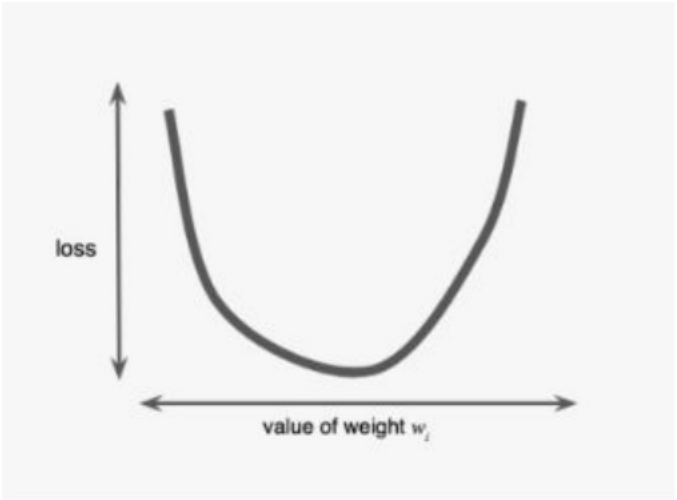
On commence l'entraînement par une estimation initiale des poids et des biais, puis on ajuste les valeurs de façon itérative jusqu'à obtenir les poids et le biais à la perte la plus faible

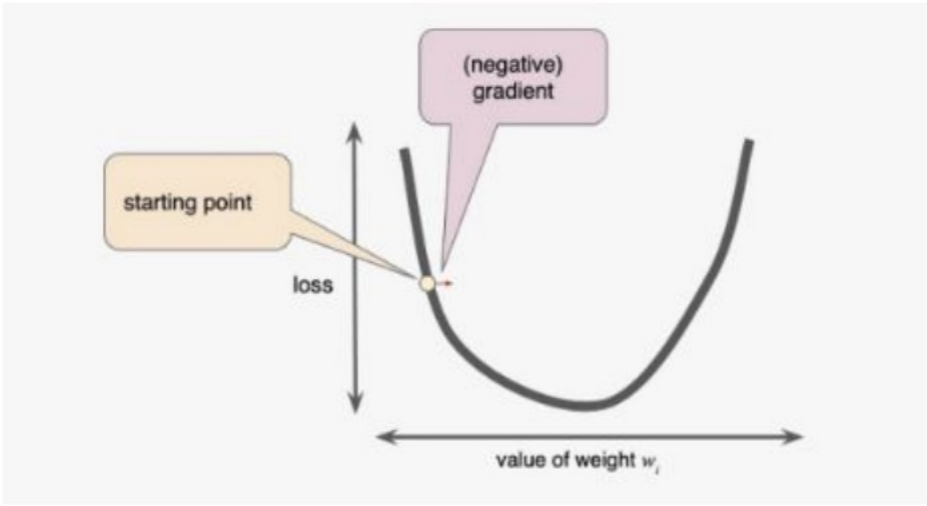


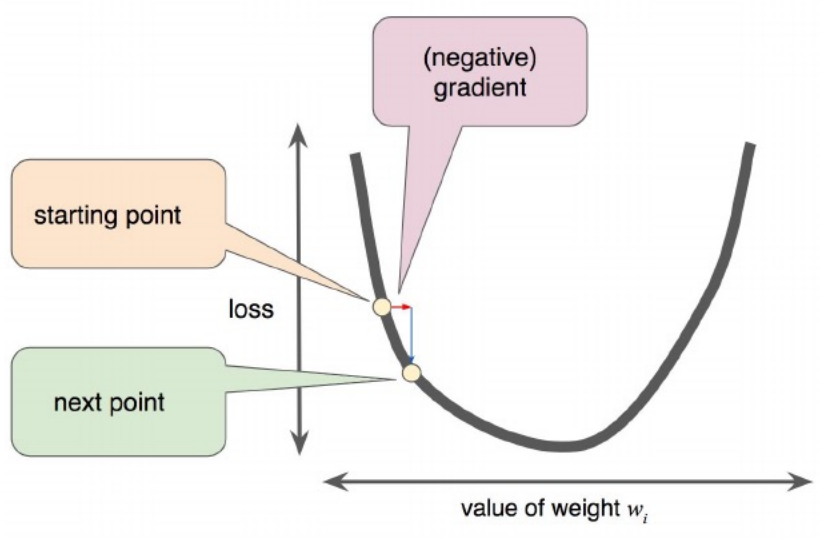
À la manière de la descente de gradient !

https://github.com/litaotao/machine-learning-crash-course

Trouver le minimum d'une fonction





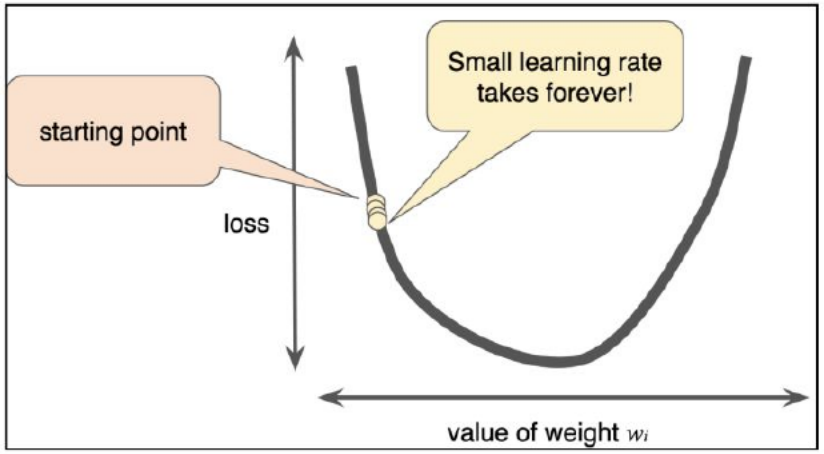


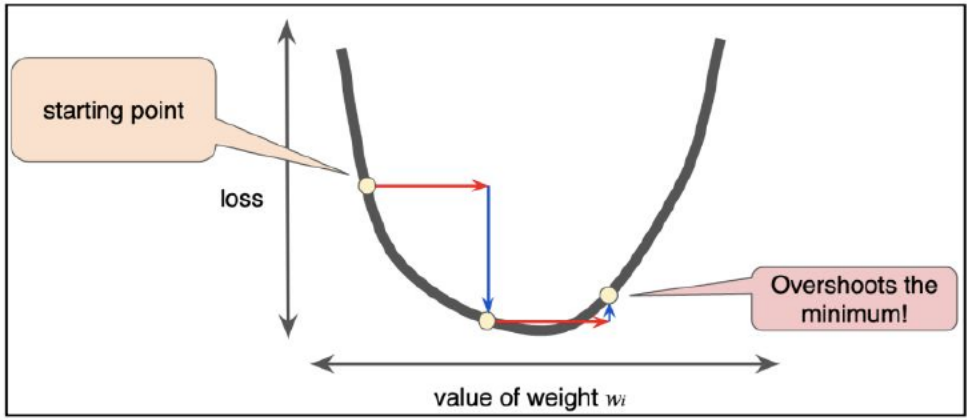
À la manière de la descente de gradient !

$$w_j := w_j - \alpha \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w_j}$$

Le taux d'apprentissage compte

Le taux d'apprentissage est un hyperparamètre qui détermine la taille des pas effectués à chaque itération lors de la mise à jour des paramètres du modèle pendant l'entraînement

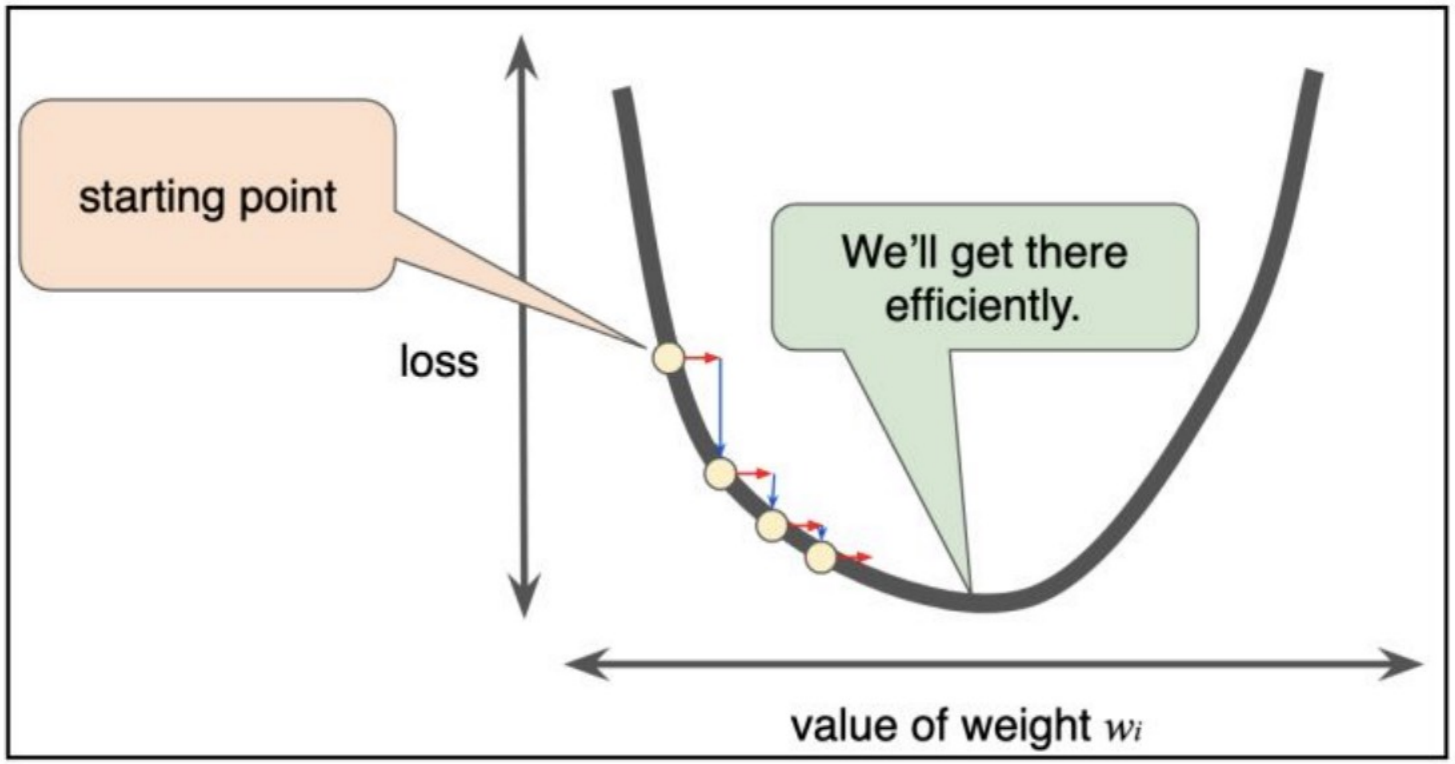




$$w_j := w_j - \alpha \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w_j}$$

https://cedar.buffalo.edu/~srihari/CSE676/8.3%20BasicOptimizn.pdf

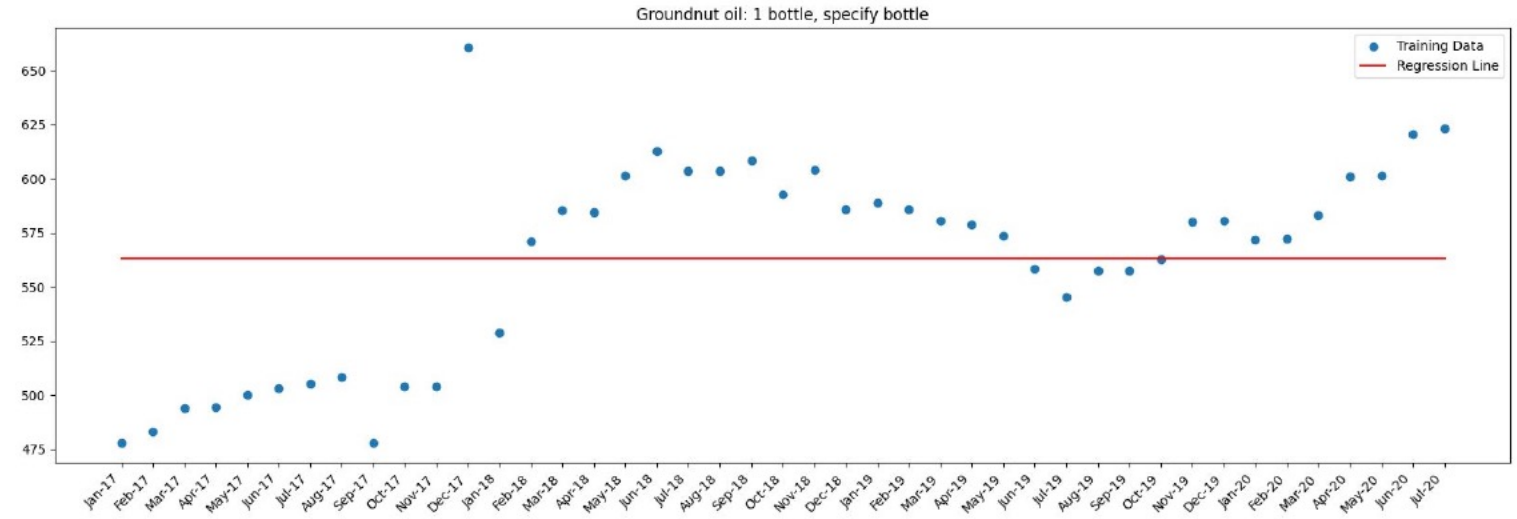
Le taux d'apprentissage compte



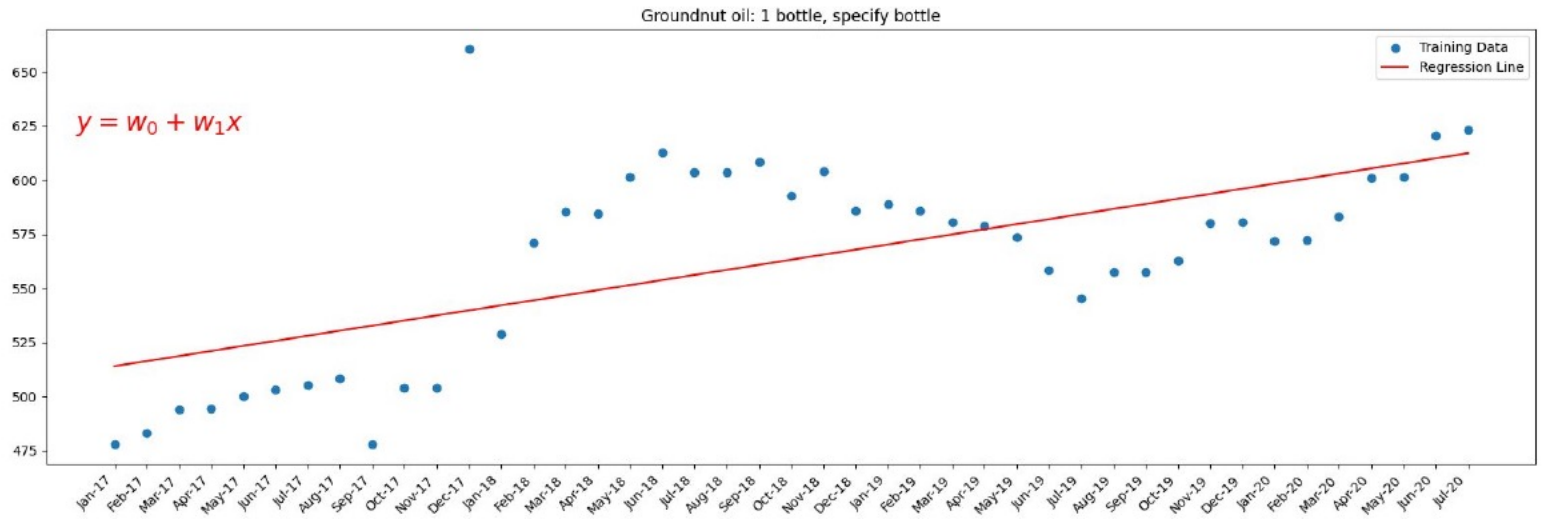
https://cedar.buffalo.edu/~srihari/CSE676/8.3%20BasicOptimizn.pdf

Ajuster une droite aux données sur l'huile d'arachide

Quel modèle s'ajuste le mieux ?

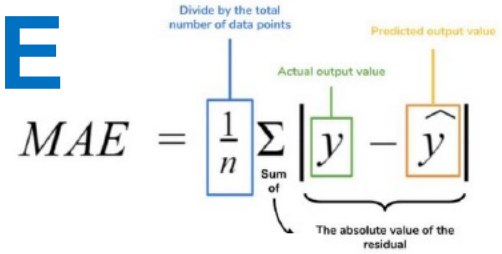


(A)

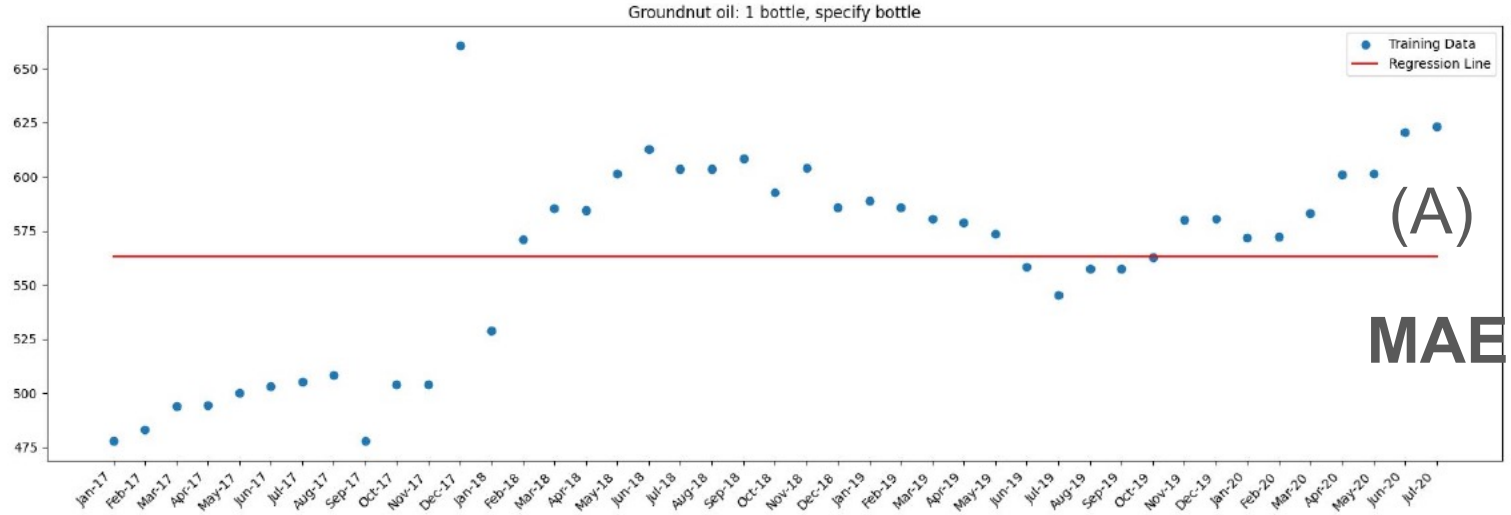


(B)

Évaluer votre modèle : MAE

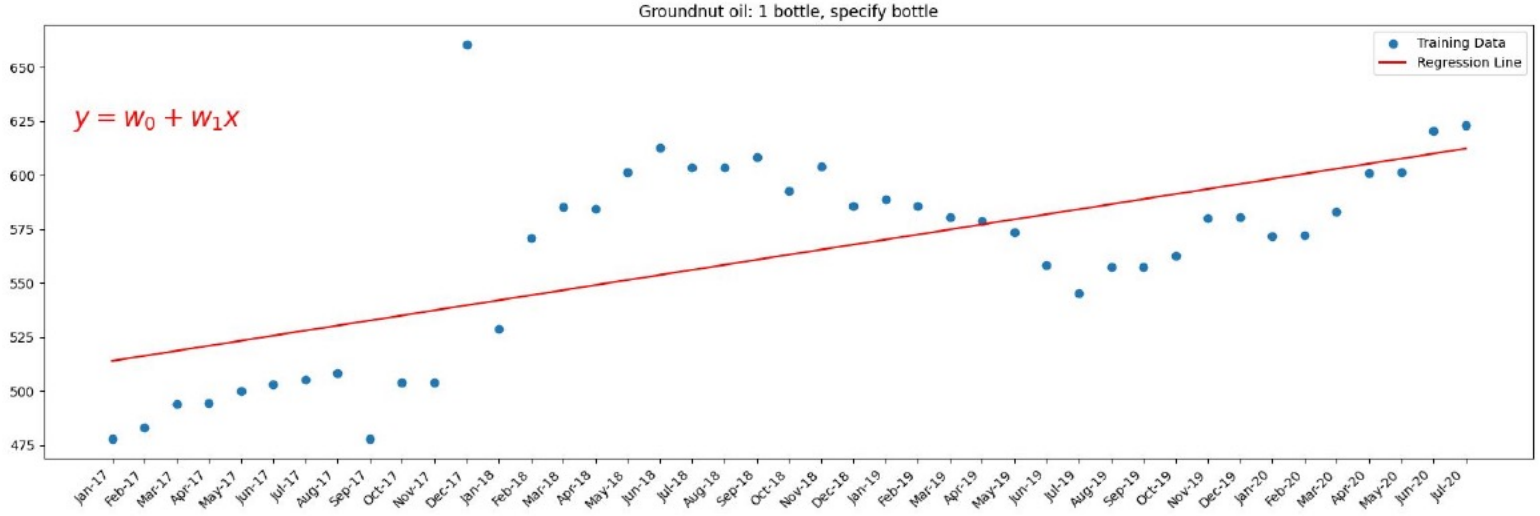


Quel modèle s'ajuste le mieux ?



(A)

MAE = 47,20

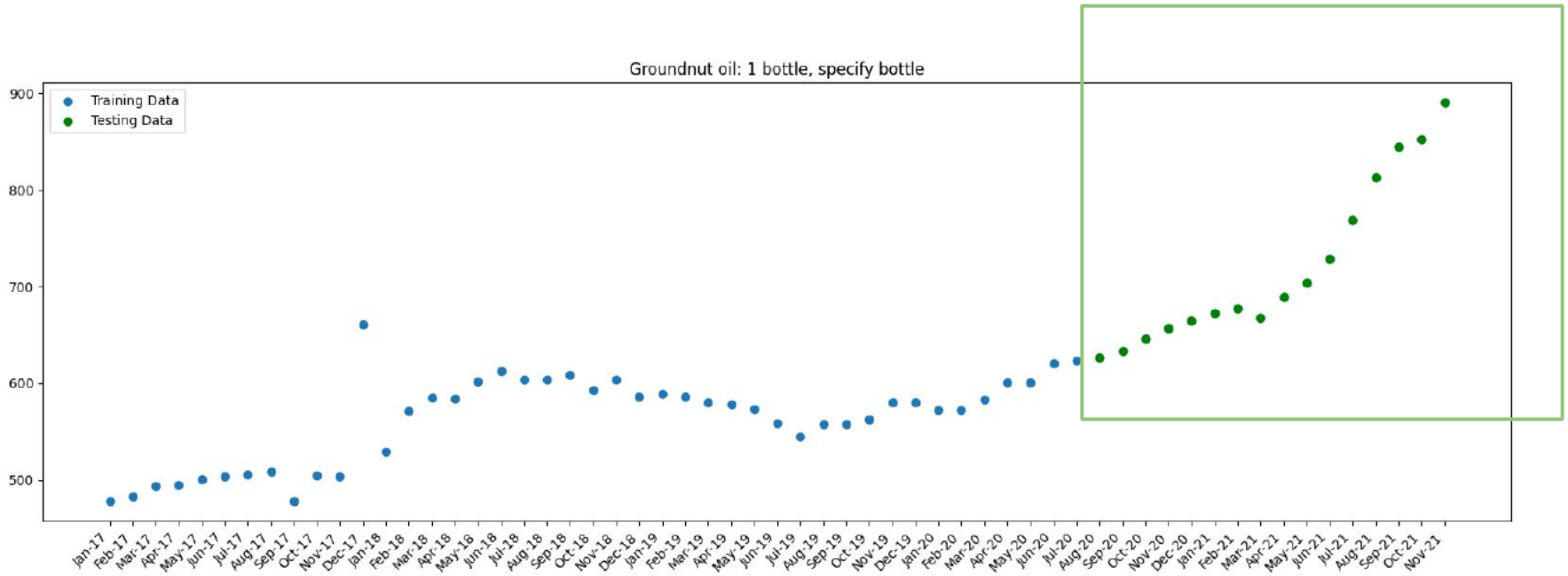


(B)

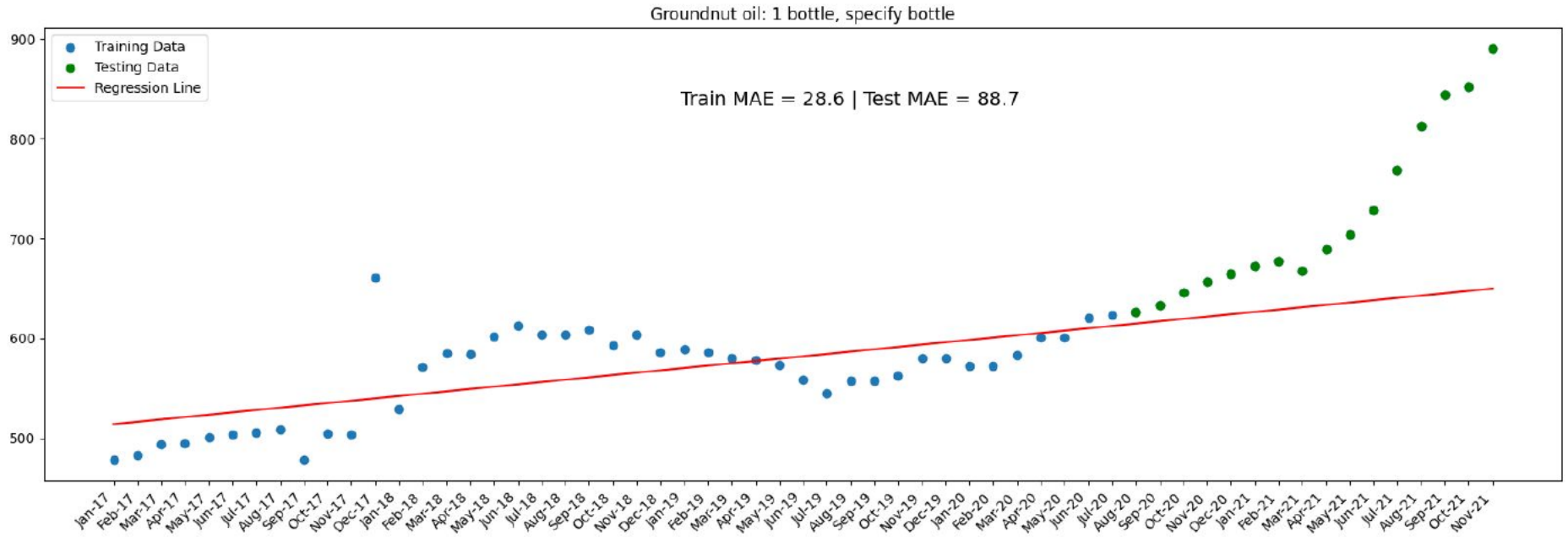
MAE = 28,63

Rappel : la vraie évaluation se fait sur des données « inédites »

Vous devez évaluer les performances de votre modèle sur des données « inédites ».



Ajuster une droite aux données sur l'huile d'arachide : évaluation sur les données de test



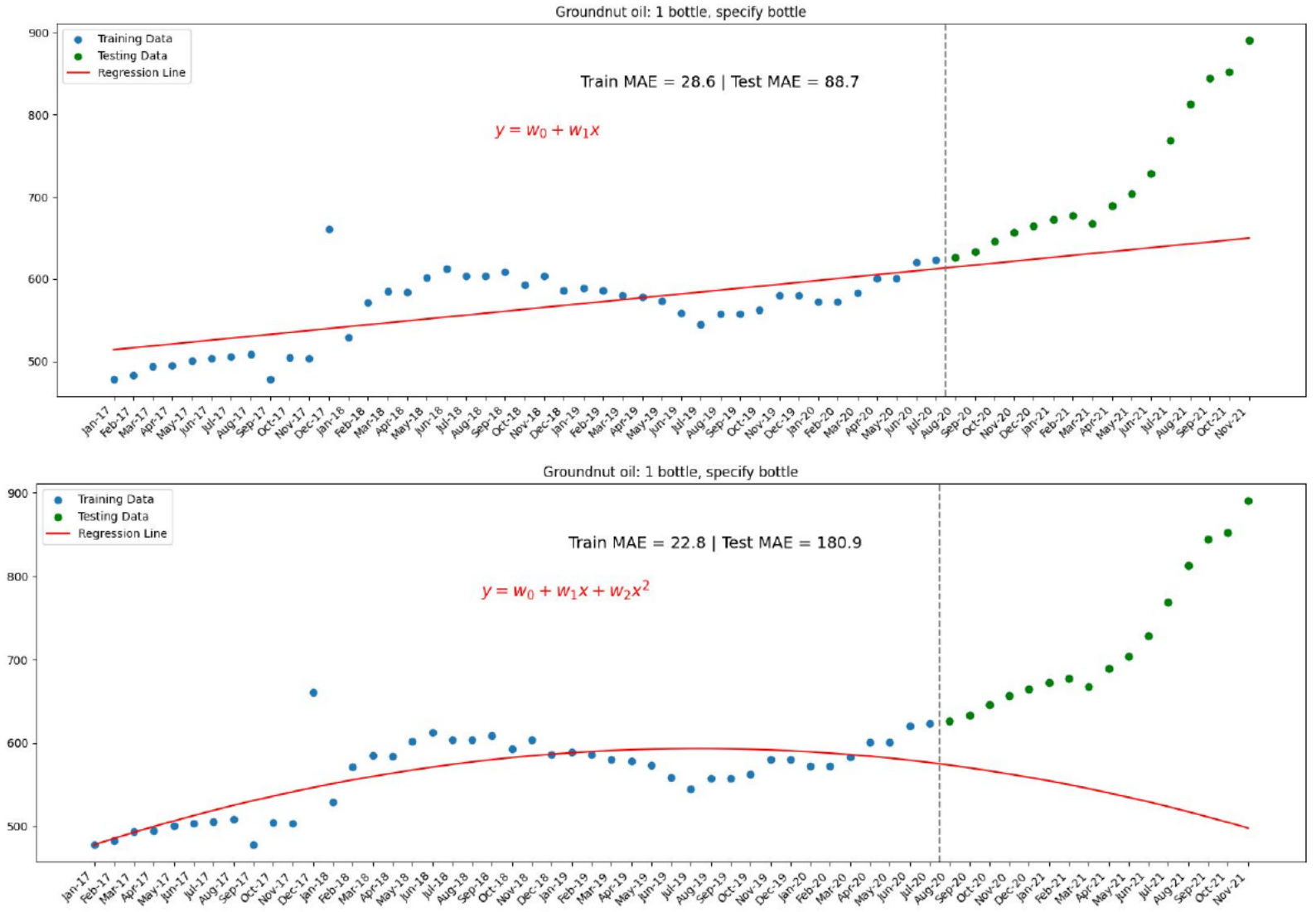
Peut-on faire mieux ?

Ingénierie des variables : modéliser des relations non linéaires

L'ingénierie de variables polynomiales consiste à fournir à un modèle linéaire des puissances (et produits) de vos entrées d'origine

$$x^2, x^3, x_1 x_2 \cdots$$

pour qu'un modèle qui ne trace que des droites puisse ajuster des relations courbes, puisqu'il reste linéaire en ses poids même si les entrées sont désormais courbes.

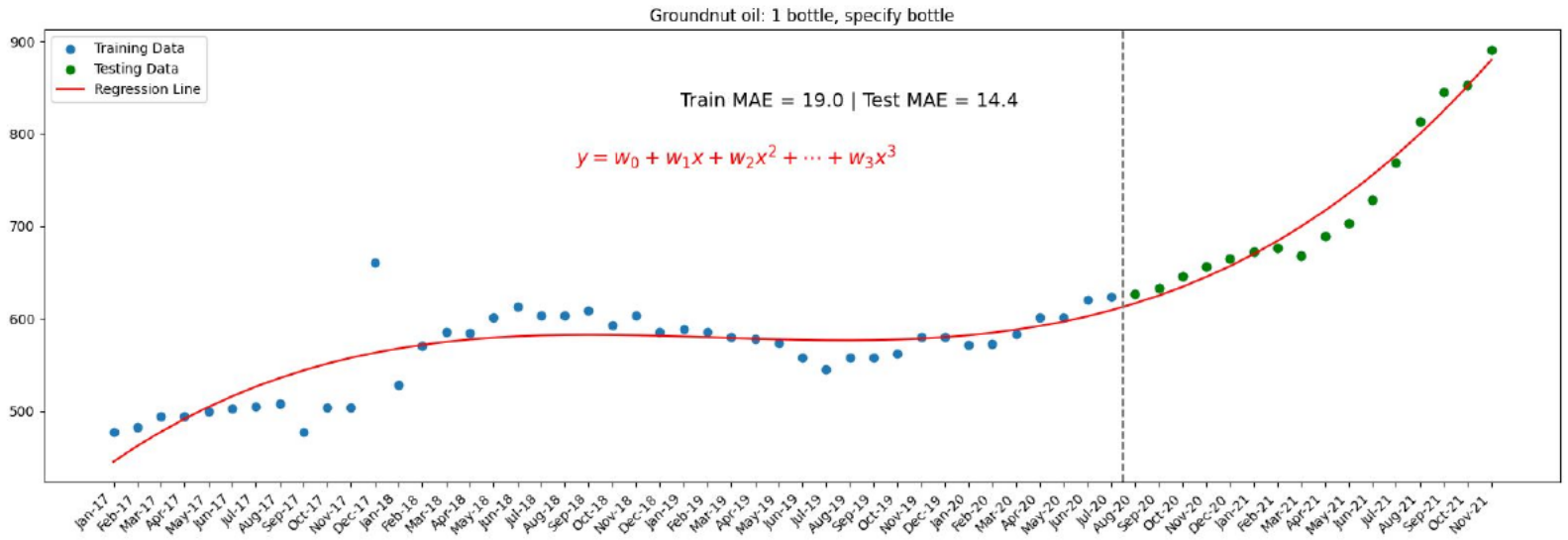


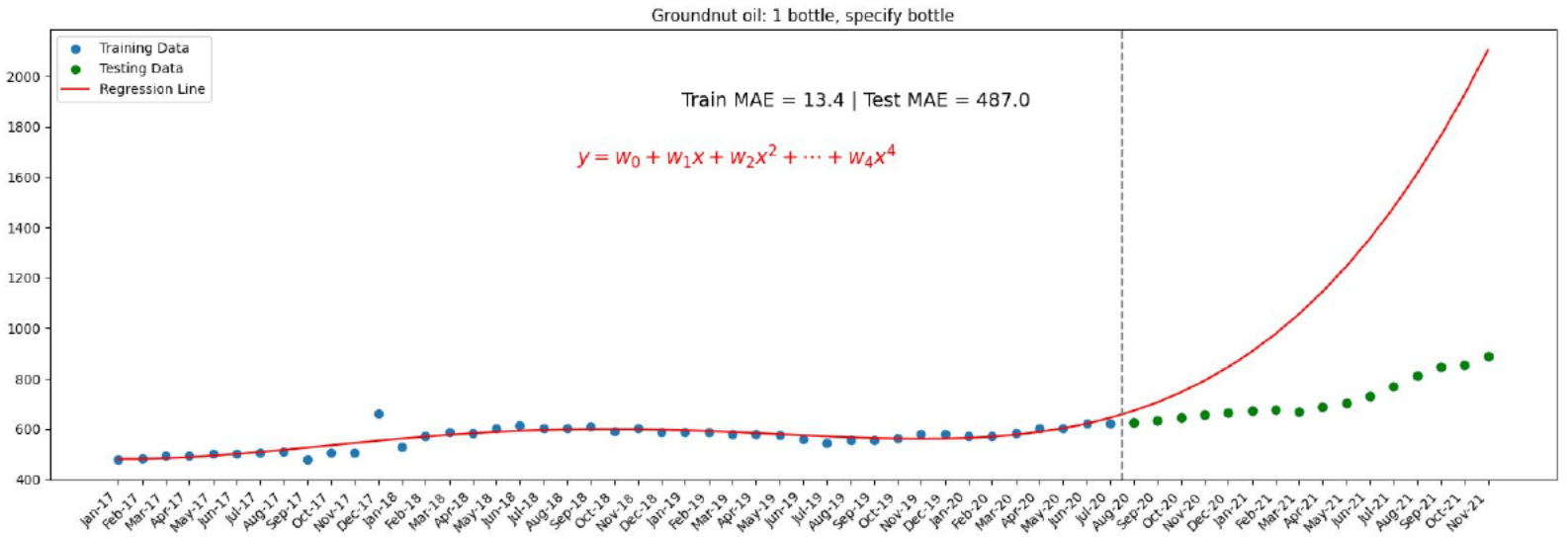
Ingénierie des variables : variables polynomiales

L'ingénierie de variables polynomiales consiste à fournir à un modèle linéaire des puissances (et produits) de vos entrées d'origine

$$x^2, x^3, x_1 x_2 \cdots$$

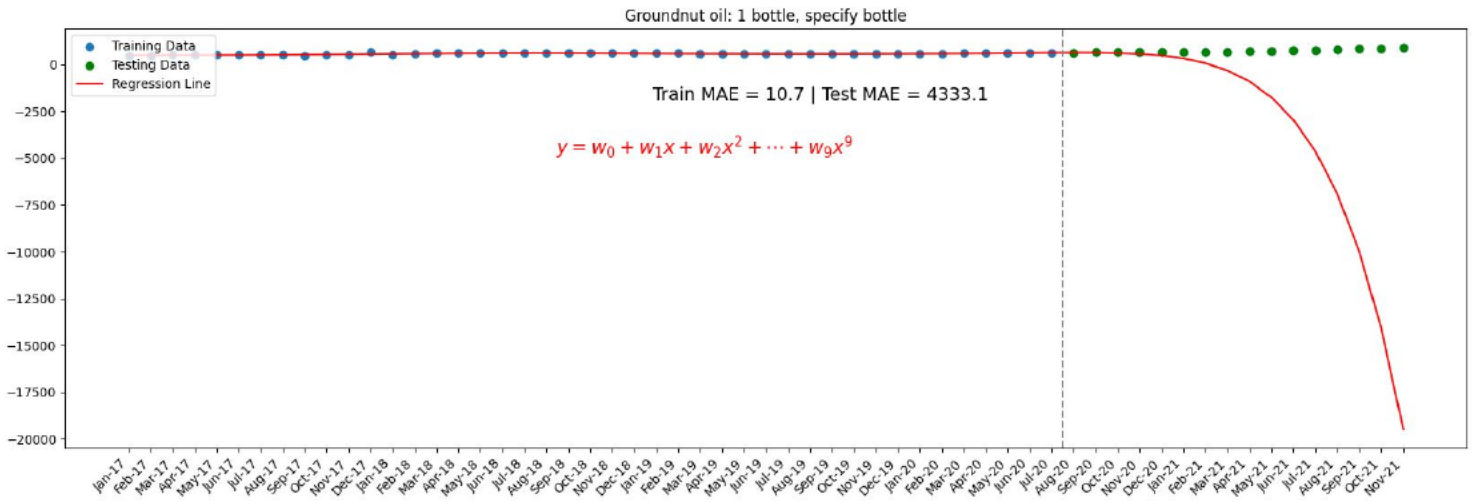
pour qu'un modèle qui ne trace que des droites puisse ajuster des relations courbes, puisqu'il reste linéaire en ses poids même si les entrées sont désormais courbes.





Exercice : surapprentissage vs généralisation

Un modèle d'apprentissage automatique obtient une erreur absolue moyenne de 10 nairas sur l'ensemble d'entraînement, mais de 4 333 nairas sur l'ensemble de test. Quelle est l'explication la plus probable ?



https://partici.fi/53603205

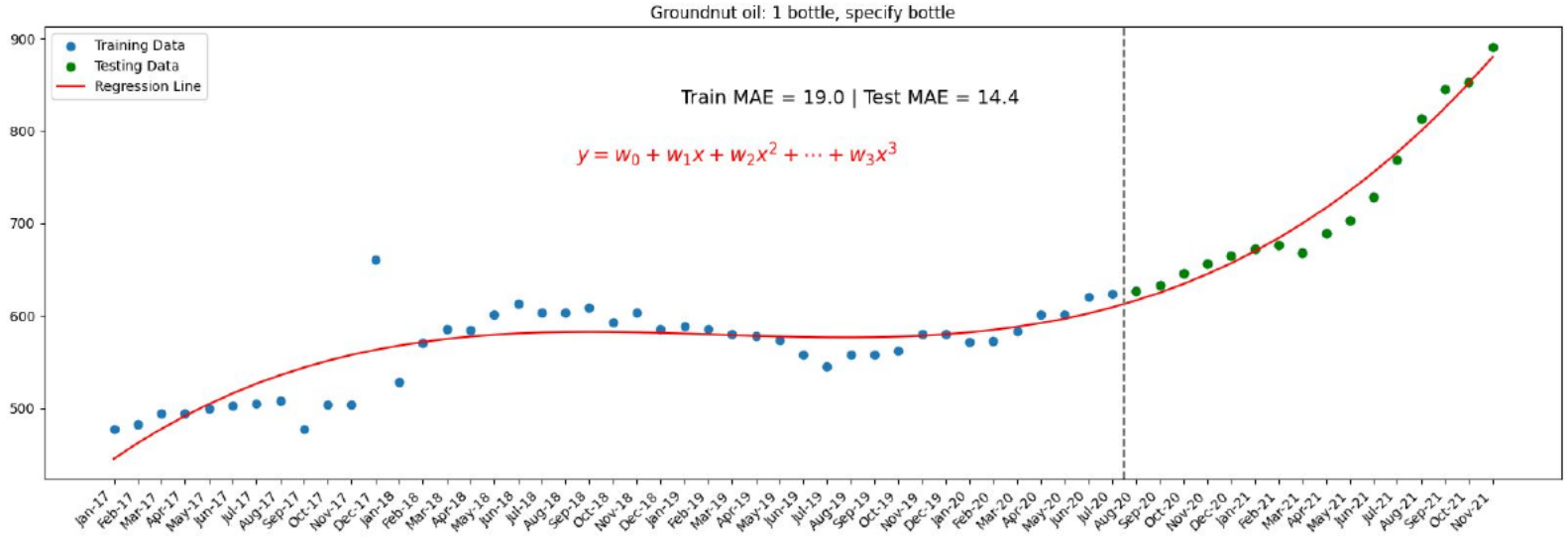
Hypothèses clés de la régression linéaire

Linéarité : la relation réelle entre la variable et l'étiquette est à peu près linéaire

Indépendance : les observations sont indépendantes entre elles

Homoscédasticité : la variance de l'écart entre étiquette réelle et prédite (résidu) reste constante pour toutes les valeurs des variables

Absence de multicolinéarité : les variables d'entrée ne sont pas fortement corrélées



On s’arrête là pour aujourd’hui !
Merci

Notebook d’exercice :
https://colab.research.google.com/drive/1UQQ_JrBYSugUZtLSzYOIad5rUNZKsw8K?usp=sharing

Pour me contacter :

- E-mail : tejumade@tri-ai.org
- Google Scholar, LinkedIn : tejumade Afonja
- X, Bluesky, GitHub : tejuafonja
- Site web : tejuafonja.com
- Site de mon ONG : tri-ai.org

Questions-réponses

Pour me contacter :

- E-mail : tejumade@tri-ai.org
- Google Scholar, LinkedIn : tejumade Afonja
- X, Bluesky, GitHub : tejuafonja
- Site web : tejuafonja.com
- Site de mon ONG : tri-ai.org

Notebook d'exercice :
https://colab.research.google.com/drive/1UQQ_JrBYSugUZtLSzYOIad5rUNZKsw8K?usp=sharing